



Dissertação de Mestrado

**Avaliação de Acidente Vascular Cerebral
em Tomografia Computadorizada
Utilizando Algoritmo de Otimização de
Formigas**

Aluna: Cecília Burle de Aguiar

Orientador: Carlos Danilo Miranda Regis

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba
Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica

Avaliação de Acidente Vascular Cerebral em Tomografia Computadorizada Utilizando Algoritmo de Otimização de Formigas

Cecília Burle de Aguiar

Dissertação de Mestrado submetida à Coordenação do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba como requisito necessário para obtenção do grau de Mestre em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento de Sinais.

Carlos Danilo Miranda Regis, D.Sc.
Orientador

João Pessoa, Paraíba, Brasil
27 de Março de 2017
©Cecília Burle de Aguiar

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Biblioteca Nilo Peçanha do IFPB, *campus* João Pessoa

A282a Aguiar, Cecília Burle de.
Avaliação de acidente vascular cerebral em tomografia computadorizada utilizando algoritmo de otimização de formigas / Cecília Burle de Aguiar. – 2017.
122 f. : il.
Dissertação (Mestrado - Engenharia Elétrica) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba / Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2017.
Orientação : D.Sc. Carlos Danilo Miranda Regis.
1. Processamento digital de imagens – tomografia computadorizada. 2. Algoritmo de otimização de formigas. 3. Acidente vascular cerebral (AVC). 4. Sistema nervoso. 5. Patologia cerebral. I. Título.

CDU 004.932:616.831(043)

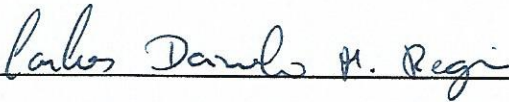
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba
Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica

**Avaliação de Acidente Vascular Cerebral em Tomografia
Computadorizada
Utilizando Algoritmo de Otimização de Formigas**

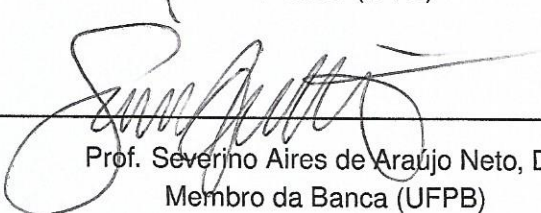
Cecília Burle de Aguiar

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada em 27/03/2017 .

Banca examinadora:



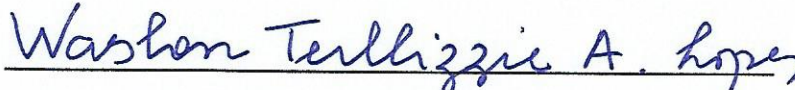
Prof. Carlos Danilo Miranda Regis, D.Sc.
Orientador (IFPB)



Prof. Severino Aires de Araújo Neto, Dr.
Membro da Banca (UFPB)



Profa. Suzete Élide Nóbrega Correia, D.Sc.
Membro da Banca (IFPB)



Prof. Waslon Terllizzie Araújo Lopes, D.Sc.
Membro da Banca (UFPB)

Agradecimentos

- ➡ A Deus, pelo dom da vida, por tudo que eu pude vivenciar até hoje, pela iluminação e proteção em todos os momentos, pelas pessoas que conheci;
- ➡ A minha mãe Fernanda Burle, que me deu a vida, é meu apoio, refúgio e abrigo de todas as horas, em qualquer situação. Agradeço pela confiança inabalável em mim e no amor incondicional que foi imprescindível para que eu pudesse ultrapassar os inúmeros desafios que me foram apresentados durante o mestrado. E ainda pelo exemplo que é de dedicação e trabalho;
- ➡ À minha família, em especial, a minha avó, Carmita (*in memoriam*) pelo apoio e amor que sempre me dedicou. Ao meu avô, Marcos (*in memoriam*) por ser minha fonte de inspiração, meu exemplo, por me fazer acreditar que Medicina e Engenharia podem estar unidas;
- ➡ Ao Professor Danilo Regis, meu Orientador, pelos ensinamentos, por ser líder e exemplo não só na área acadêmica para mim, por nunca ter desistido de mim até mesmo quando eu já estava quase desistindo, pela confiança em mim, pelo apoio, pelas tentativas incontáveis de motivação, pela oportunidade de trabalhar com Engenharia Biomédica, e pela paciência;
- ➡ Ao Professor Severino Aires, membro da Banca, por ter disponibilizado, em nome do Núcleo de Estudos e Pesquisa em Imaginologia (NEPI) da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), o banco de dados com as imagens de TC utilizadas nesse trabalho. Além disso, por ter fornecido as imagens marcadas do padrão ouro utilizado, por aceitar fazer parte desta Banca, bem como por compartilhar os seus valiosos conhecimentos ao longo desta pesquisa;
- ➡ À Professora Suzete Correia, membro da Banca, por todo apoio que me deu durante o período das disciplinas, pelo carinho, pelos ensinamentos, conselhos e orientações dados não só acadêmicos como de vida, e por aceitar fazer parte desta Banca;
- ➡ Ao Professor Waslon Lopes, membro da Banca, por aceitar avaliar este trabalho, de forma a compartilhar os seus conhecimentos e acrescentar mais valor a este trabalho;
- ➡ À Professora Silvana Costa, Coordenadora do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) do IFPB, pela atenção, carinho e respeito que me deu sempre que precisei, pelos ensinamentos, conselhos e orientações dados não só acadêmicos como de vida;
- ➡ A todos os professores do Programa e ao IFPB;
- ➡ À CAPES, pelo suporte financeiro ao desenvolvimento desta Dissertação.
- ➡ Ao amigo Walisson, meu braço direito e esquerdo com a programação desse trabalho, pela dedicação, pela paciência, pelas conversas, pelos conhecimentos compartilhados, pelas horas gastas sem entender como essas formigas iam funcionar, pelo exemplo de pessoa, de aluno, de cristão, que você é, pelo apoio, torcida, e pela motivação que sempre me deu;
- ➡ A todos os colegas do Mestrado, pela torcida, pelo conhecimento compartilhado, pelas conversas e palavras de motivação. Em especial, a Anselmo, minha dupla e ajuda durante as disciplinas,

Manoella, minha companhia na correria do final. A todos os colegas de GPDS e do laboratório que estiveram presentes ajudando e dando apoio, Cecília Costa, Adjamilton, Wesley, entre outros;

- ➡ Aos meus amigos que torcem por mim e que me apoiam sempre. Em especial, a Lisandra, pela confiança na minha capacidade, pelo apoio e motivação que me deu, pela ajuda nas correções, pela insistência em me fazer focar na dissertação, pelo carinho, e pela atenção. À Camilla Ramos, pela impressão de todas as versões, pelas folhas e tintas gastas nesse mestrado, pelo apoio e pela disponibilidade de sempre estar presente. À Girlene, maior companheira de mestrado de outra instituição que eu poderia querer, pelo apoio, pela motivação e por sempre estar presente.

Resumo

O acidente vascular cerebral (AVC) é uma das maiores causas de morte e de incapacidades neurológicas do mundo, sendo a doença neurológica mais comum e potencialmente mais devastadora, e por essa razão é responsável por um grande número de pesquisas e inovações na área de imagens médicas. No Brasil há uma distribuição extremamente desigual de recursos médicos de boa qualidade em decorrência de sua grande extensão territorial. Dessa forma, existem inúmeros locais e serviços de saúde em que não há a presença de um especialista em radiologia para observar as imagens de tomografia computadorizada (TC). Por essa razão há uma motivação para o desenvolvimento de sistemas computadorizados para o auxílio ao diagnóstico de doenças utilizando técnicas de processamento de imagens. Técnicas de processamento digital de imagens podem ser utilizadas para auxiliar o diagnóstico médico dessa patologia, possibilitando um diagnóstico mais rápido, bem como um acompanhamento da área de extensão das lesões isquêmicas e hemorrágicas causadas pelo AVCi (isquêmico) ou AVCh (hemorrágico). Então, os algoritmos desenvolvidos para detecção de AVC poderiam ser utilizados para auxiliar clínicos, ou outros profissionais de saúde, para que esses possam ou encaminhar para algum centro especializado próximo ou iniciar o tratamento adequado o mais rápido possível melhorando o prognóstico dos pacientes acometidos pela patologia. Neste trabalho foram desenvolvidos e implementados cinco algoritmos para detectar e realçar as áreas de AVCi e AVCh em imagens de TC de crânio, dos quais três foram utilizados para detecção de AVCi agudo/subagudo (nos estágios iniciais) e dois para detecção de AVCh. Inicialmente, foram implementados os algoritmos para a detecção dessas duas patologias baseados em limiarização, e em seguida foi implementado o algoritmo de segmentação de imagens baseado em ACO (*Ant Colony Optimization*) e *k-means*. Baseado nessa segmentação com ACO foi desenvolvido um algoritmo de detecção de AVCh, um algoritmo de detecção dos ventrículos cerebrais e posterior detecção do AVCi utilizando a limiarização e um algoritmo de detecção de AVCi agudo/subagudo. Em seguida, foram calculados e analisados os resultados estatísticos para cada um dos algoritmos implementados, analisando a detecção por paciente, por cortes e por *pixels*. Assim, sendo realizada uma avaliação da detecção dos dois tipos de AVC em relação a cada um dos algoritmos desenvolvidos. Os melhores resultados obtidos para a detecção do AVCh foram com o algoritmo de segmentação baseado no ACO que apresenta uma sensibilidade, uma especificidade e uma acurácia na detecção por paciente de 100%, por corte apresenta uma sensibilidade de 51%, uma especificidade de 100% e uma acurácia de 99%, e por *pixel* possui uma sensibilidade de 34%, uma especificidade de 99% e uma acurácia de 99%. O processamento do conjunto das 22 imagens de cada paciente foi realizado em 1 minuto e 15 segundos por esse algoritmo. De forma semelhante, os melhores resultados para a detecção do AVCi foram obtidos com o algoritmo ACO para a detecção da área de isquemia, que apresenta uma sensibilidade de 72%, uma especificidade de 88% e uma acurácia na detecção por paciente de 88%, por corte apresenta uma sensibilidade de 27%, uma especificidade de 98% e uma acurácia de 98%, e por *pixel* possui uma sensibilidade de 12%, uma especificidade de 99% e uma acurácia de 99%. Esse algoritmo possui um tempo de processamento para o conjunto de 20 imagens de um paciente de 1 minuto e 5 segundos.

Palavras-Chave: Processamento digital de imagens; Tomografia computadorizada; Acidente vascular cerebral; Algoritmo de otimização de formigas; CAD.

Abstract

Stroke is one of the leading causes of death and disability, with neurological disease being more common and potentially devastating, than for this reason it is responsible for a large number of research and innovations in the area of medical imaging Conditions. In Brazil there is an extremely unequal distribution of good medical resources due to its great territorial extension. Thus, there are numerous health facilities and services in which radiology specialists are present to observe computed tomography (CT) imaging. For this reason there is a motivation for the development of computerized systems to aid in the diagnosis of diseases using imaging techniques. Digital image processing techniques can be used to aid in the medical diagnosis of this pathology, allowing for faster diagnosis, as well as to monitor the extent of ischemic and hemorrhagic lesions caused by stroke. So the algorithms developed for stroke detection could be used to assist clinicians or other health professionals so either refer them to a nearby specialist center or initiate appropriate treatment as soon as possible by improving the prognosis of patients affected by the pathology. In this work, five algorithms were developed and implemented to detect and highlight the areas of hemorrhagic and ischemic lesions in cranial CT images, three of which were used for the detection of acute/subacute ischemic lesions (in the initial stages) and two for the detection of hemorrhagic lesions. Initially, the algorithms for the detection of these two pathologies based on thresholding were implemented, and then the algorithm of segmentation based on ACO (Ant Colony Optimization) and k-means was implemented. Based on this ant colony segmentation, a hemorrhagic lesion detection algorithm, an algorithm for detecting the cerebral ventricles and subsequent detection of the ischemic lesion using thresholding and an algorithm for the detection of acute / subacute ischemic lesions were developed. Then, the statistical results for each of the implemented algorithms were calculated and analyzed, analyzing the detection by patient, by cuts and by textit pixels. Thus, an evaluation of the detection of the two types of stroke in relation to each of the developed algorithms was performed. The best results obtained for the detection of HCV were with the targeting algorithm based on the ACO that has sensitivity, specificity and accuracy in detection per patient of 100 %, by cut has a sensitivity of 51 %, a specificity of 100 % and an accuracy of 99 %, and textit pixel has a sensitivity of 34 %, a specificity of 99 % and an accuracy of 99 %. The processing of the set of 22 images of each patient was performed in 1 minute and 15 seconds by this algorithm. Similarly, the best results for the detection of AVCi were obtained with the ACO algorithm for detection of the ischemia area, which has a sensitivity of 72 %, a specificity of 88 % and an accuracy in the detection per patient of 88 %, Has a sensitivity of 27 %, a specificity of 98 % and an accuracy of 98 %, and has a sensitivity of 12 %, a specificity of 99 % and a Accuracy of 99 %. This algorithm has a processing time for the set of 20 images of a patient of 1 minute and 5 seconds.

Keywords: Digital image processing; Computerized Tomography; Stroke; Ant colony optimization; CAD.

Lista de Figuras

1.1	TC de um cérebro apresentando AVCi (a) e AVCh (b).	3
2.1	Principais estruturas do sistema nervoso.	12
2.2	Estrutura de um neurônio.	13
2.3	Lobos cerebrais (a) e organização funcional em áreas do cérebro (b).	14
2.4	Ventrículos cerebrais.	15
2.5	TC de um cérebro com AVCi.	16
2.6	TC de um cérebro com AVCh.	18
2.7	TC de um cérebro com leucoaraiose moderada.	19
2.8	TC de um cérebro com perda encefálica moderada.	21
2.9	TC de um cérebro com dilatação ventricular.	21
3.1	Esquema do exame de TC.	24
3.2	Escala de Hounsfield.	26
3.3	Desenho esquemático de cortes nos três planos do espaço.	27
3.4	Estrutura de uma imagem no padrão DICOM.	30
4.1	Representação tridimensional do <i>voxel</i> e da obtenção dos cortes.	32
4.2	Quatro imagens diferentes e seus respectivos histogramas.	34
4.3	Imagem com ruído (a) e após a aplicação do filtro da mediana (b).	40
4.4	Erosão do conjunto X por um elemento estruturante B .	41
4.5	Dilatação do conjunto X por um elemento estruturante B .	41
4.6	Abertura do conjunto X por um elemento estruturante B .	42
4.7	Região da imagem formada por 3×3 <i>pixels</i> .	44
4.8	Exemplo da aplicação do operador de Sobel.	45
5.1	Abordagens para o desenvolvimento da computação natural e suas principais categorias.	47
5.2	Configuração do experimento da ponte dupla para caminhos de tamanhos iguais (a) e diferentes (b).	50
5.3	Valores de $w(\Delta\theta)$ para uma formiga que se move a partir do sudeste.	56

6.1	Fluxograma do algoritmo de detecção de AVCh desenvolvido.	61
6.2	Imagem após limiarização para zero utilizando Otsu.	62
6.3	Imagem após detecção de bordas ao final da primeira parte do processamento. . .	62
6.4	Imagem após uma limiarização binária com <i>threshold</i> 230.	63
6.5	Imagens durante a segunda parte do processamento.	63
6.6	Imagem após multiplicação da imagem 1 e 2.	64
6.7	Imagem após a coloração dos <i>pixels</i> em verde.	64
6.8	Imagem final após o processamento com a identificação da área de hemorragia. . .	65
6.9	Fluxograma do algoritmo de detecção de AVCi desenvolvido.	66
6.10	Imagem resultante após aplicação da limiarização por Otsu.	66
6.11	Imagem resultantes durante o processamento para segmentação da parte interna ao osso.	66
6.12	Imagem da área de ventrículo detectada utilizando limiarização.	67
6.13	Imagem resultando do processamento da área de ventrículo detectada.	68
6.14	Imagem da detecção do menor retângulo contendo o ventrículo e a área periventricular.	68
6.15	Imagem resultante binarizada da detecção da área de AVCi.	69
6.16	Imagem resultante da detecção da área de AVCi.	69
6.17	Fluxograma do algoritmo ACO de segmentação de imagens proposto.	70
6.18	Fluxograma do algoritmo de detecção do AVCh utilizando o algoritmo ACO proposto. .	72
6.19	Fluxograma do algoritmo de detecção do AVCi utilizando o algoritmo ACO para localização ventricular proposto.	73
6.20	Fluxograma do algoritmo de detecção do AVCi utilizando o algoritmo ACO proposto. .	74
7.1	TC original (a) e após processamento para visualização dos tecidos cerebrais (b). .	77
7.2	Conjunto de imagens de um único exame de TC.	78
7.3	Imagem final do algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.	79
7.4	Imagens com outras lesões hiperdensas no cérebro.	79
7.5	Imagem final do algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.	81
7.6	Exemplos de TCs de um mesmo corte de 4 pacientes considerados normais pelo algoritmo.	83
7.7	Imagem original (a) e após o processamento (b), com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 151.	83
7.8	Imagem após o processamento com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 229 (a) e 93 (b).	84
7.9	Detecção errada da área de leucoaraiose como área de provável AVCi agudo/subagudo.	84
7.10	Detecção errada da área do ventrículo cerebral como área de provável AVCi agudo/subagudo.	84

7.11 Imagem resultante da detecção com limiarização (a) e com ACO para detecção ventricular (b), com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 151.	86
7.12 Imagem após o processamento pelo algoritmo utilizando ACO na detecção ventricular do Paciente 229 (a) e 82 (b).	87
7.13 Detecção errada da área de leucoaraiose como área de provável AVCi agudo/subagudo pelo algoritmo que utiliza ACO para detectar os ventrículos.	87
7.14 Detecção errada da área ventricular como área de provável AVCi agudo/subagudo utilizando ACO.	87
7.15 Detecção da área ventricular utilizando ACO e limiarização.	88
7.16 Imagem resultante da detecção com limiarização (a), com ACO para detecção ventricular (b) e com o ACO para detecção do AVCi (c), com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 151.	90
7.17 Imagem após o processamento pelo algoritmo utilizando ACO do Paciente 54 (a) e 82 (b).	90
7.18 Detecção errada da área de substância branca como área de provável AVCi agudo/subagudo pelo algoritmo que utiliza ACO.	91
7.19 Detecção errada da área de leucoaraiose como área de provável AVCi agudo/subagudo pelo algoritmo que utiliza ACO.	91

Lista de Tabelas

3.1	Valores de atenuação.	28
6.1	Parâmetros utilizados na inicialização do ACO.	71
7.1	Análise estatística por paciente dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.	79
7.2	Análise estatística por corte dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.	80
7.3	Análise estatística por <i>pixel</i> dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.	80
7.4	Análise estatística por paciente dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.	81
7.5	Análise estatística por corte dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.	82
7.6	Análise estatística por <i>pixel</i> dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.	82
7.7	Avaliação de desempenho do algoritmo de detecção de AVCi por paciente.	85
7.8	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi por cortes.	85
7.9	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi por <i>pixel</i>	85
7.10	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO na detecção ventricular por paciente.	88
7.11	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO na detecção ventricular por cortes.	89
7.12	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO na detecção ventricular por <i>pixel</i>	89
7.13	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO por paciente.	92
7.14	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO por cortes.	92
7.15	Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO por <i>pixel</i>	92

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Objetivos	4
1.2	Motivação	5
1.3	Estado da Arte	6
1.4	Organização do Texto	10
2	Morfofisiologia do Sistema Nervoso e Patologias Cerebrais	11
2.1	Morfofisiologia do Sistema Nervoso	11
2.2	Patologias Cerebrais	15
2.2.1	AVCi	16
2.2.2	AVCh	17
2.2.3	Leucoaraiose	19
2.2.4	Outras doenças	20
3	Imagens Médicas	23
3.1	Tomografia Computadorizada	23
3.2	Imagens DICOM	28
4	Processamento Digital de Imagens	31
4.1	Imagem Digital	31
4.2	Histograma	33
4.3	Segmentação de Imagens	34
4.3.1	Segmentação por Intensidade	35
4.3.2	Método de Otsu	36
4.3.3	Segmentação por Agrupamento	38
4.4	Filtro da Mediana	39
4.5	Processamento Morfológico	40
4.5.1	Erosão e Dilatação	40
4.5.2	Abertura	41
4.6	Detecção de Bordas	42

5	Computação Natural	46
5.1	Computação Baseada na Natureza	47
5.1.1	Otimização por Colônia de Formigas	49
5.2	Algoritmo ACO de segmentação de imagens	55
6	Base de Dados e Algoritmos Desenvolvidos	59
6.1	Base de Dados	59
6.2	Algoritmos Desenvolvidos	60
6.2.1	Algoritmo de Detecção de AVCh Baseado em Limiarização	60
6.2.2	Algoritmo de Detecção de AVCi Baseado em Limiarização	65
6.2.3	Algoritmo de Segmentação de Imagens utilizando ACO	69
6.3	Análise Estatística dos Algoritmos	75
7	Resultados	77
7.1	AVCh Utilizando Limiarização	78
7.2	AVCh utilizando ACO	81
7.3	AVCi Utilizando Limiarização	82
7.4	AVCi Utilizando ACO para Detecção Ventricular	86
7.5	AVCi Utilizando ACO	89
7.6	Discussão	93
8	Conclusões	95
8.1	Sugestões para Trabalhos Futuros	96
	Referências Bibliográficas	108
	APÊNDICE	109

O acidente vascular cerebral (AVC) ou doença cerebrovascular é um dos principais causadores de mortalidade, de incapacidade funcional, e uma das causas mais comuns de disfunção neurológica da população adulta no mundo (Desikan *et al.*, 2016). O AVC também representa a terceira maior causa de morte natural da população mundial, atrás apenas do câncer e do infarto do miocárdio (Brasil, 2012).

Durante as últimas décadas, o número de pessoas afetadas pelo AVC ou que morrem em decorrência dessa patologia aumentou drasticamente (Roth *et al.*, 2015). Esse aumento está relacionado ao envelhecimento e ao crescimento da população, e nenhum país do mundo possui a expectativa de diminuição desse número de pessoas afetadas (Norrving *et al.*, 2015).

Em países em desenvolvimento e dentro das classes sociais mais baixas, essa tendência de aumento de indivíduos afetados pelo AVC é ainda mais alta (Go *et al.*, 2014). No Brasil, o AVC é a principal causa de morte, possuindo taxa de ocorrência bem maior do que em outros países da América do Sul (Carvalho *et al.*, 2011; Brasil, 2012).

Além dos fatos supracitados, o AVC é a doença neurológica mais comum e potencialmente mais devastadora, e por essa razão é responsável por um grande número de pesquisas e inovações na área de imagens médicas (Duncan & Ayache, 2000). Essa patologia afeta os vasos sanguíneos que irrigam o território cerebral. Devido à falta de oxigenação, as células nervosas da área do cérebro afetada não são capazes de desempenhar suas funções básicas, podendo até chegar a morte. O AVC pode ser classificado em dois tipos: hemorrágico (AVCh), decorrente da ruptura de vasos sanguíneos que causa um extravasamento de sangue para o cérebro; e isquêmico (AVCi), decorrente da insuficiência de suprimento sanguíneo cerebral, podendo ser temporário (episódio isquêmico transitório, EIT) ou permanente (Donnan *et al.*, 2008).

Em um AVC isquêmico há uma diminuição ou interrupção do fornecimento de sangue para uma parte do cérebro levando a morte de tecido cerebral nessa região. Se essa diminuição ou interrupção durar por pouco tempo, então o tecido cerebral pode não ser danificado permanentemente, e esse tecido pode ser totalmente recuperado caso o fluxo sanguíneo seja restabelecido rápido o suficiente. Essa região de tecido danificado pela falta de fluxo é chamada de penumbra, e a recuperação do tecido cerebral presente é o maior objetivo de todas os tratamentos para o AVC (Astrup *et al.*, 1977; Wardlaw, 2010).

Cerca de 80% dos AVCs são do tipo isquêmico (Latchaw *et al.*, 2009), que podem ser classificados em três classes, segundo o tempo de evolução do quadro: agudo, subagudo e crônico (Vu *et al.*, 2006). O tratamento na fase aguda, que compreende as primeiras 24 horas, é indispensável para aumentar as chances de reversão do quadro ou de atenuação dos déficits futuros, ao restabelecer o fluxo sanguíneo para a área afetada que pode ter suas funções recuperadas (Tomura *et al.*, 1988). Pesquisas demonstraram que os melhores resultados são obtidos quando isso ocorre nas primeiras 3 horas.

Contudo, o diagnóstico diferencial entre AVCi e AVCh deve ser feito anteriormente ao tratamento adequado, posto que cada um deles demanda condutas diferentes. Assim, medidas indicadas para o AVCi se aplicadas equivocadamente em um paciente com AVCh podem ter consequências desastrosas, agravando o seu sangramento (Tomura *et al.*, 1988). Infelizmente, a diferenciação clínica entre o AVCh e AVCi dificilmente pode ser feita, pois suas manifestações são muito semelhantes, sendo necessária a utilização de exames de imagem (Hudyma & Terlikowski, 2008).

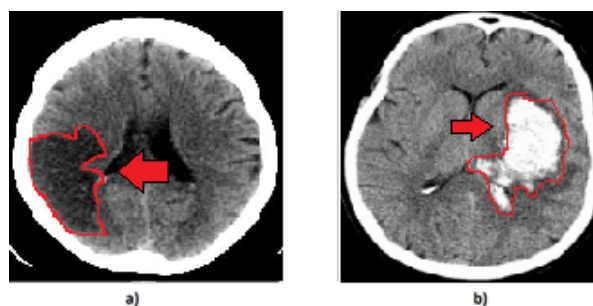
A tomografia computadorizada (TC) e a ressonância magnética (RM) são as duas modalidades que são utilizadas regularmente para visualização cerebral (Rajini & Bhavani, 2013). Na maioria dos casos, a TC é utilizada para fornecer informações necessárias nas decisões durante os atendimentos de emergência (Latchaw *et al.*, 2009). Em relação à RM, a TC é mais acessível, mais comum, de menor custo e mais rápida. A TC sem utilização de contraste é comumente o primeiro exame radiológico a ser feito em uma pessoa com suspeita de AVC (Rajini & Bhavani, 2013).

Na TC o AVCi aparece como uma região menos densa em relação ao tecido cerebral circundante. Nos estágios iniciais ocorre pouca distinção das cores nas imagens da TC, assim mesmo um especialista com extensa experiência pode não percebê-la e, dessa forma, não identificar o AVCi (Hudyma & Terlikowski, 2008).

Por sua vez, o AVCh é representado na TC como uma hiperdensidade (branco) dentro dos tecidos cerebrais sadios, e a sua detecção é uma das primeiras tarefas na interpretação de TCs de cérebro em pacientes que sofrem de distúrbios neurológicos agudos ou de lesões na cabeça. E se a hemorragia for descartada, conclui-se que se trata de um caso de AVCi e, dessa forma, é realizado o tratamento. Apesar de normalmente haver uma rápida detecção da hemorragia, a interpretação pode ser difícil quando a lesão é pequena ou o profissional da saúde que observa o exame é inexperiente, pois existem outras patologias e outras estruturas cerebrais que se apresentam de forma semelhante, hiperdensa, na TC Chan (2007). Na Figura 1.1 está ilustrada a diferença de representação dos dois tipos de AVC em imagens de TC.

E se a hemorragia for descartada, conclui-se que se trata de um caso de AVCi e, dessa forma, é realizado o tratamento. Apesar de normalmente haver uma rápida detecção da hemorragia, a interpretação pode ser difícil quando a lesão é pequena ou o profissional da saúde que observa o exame é inexperiente, pois existem outras patologias e outras estruturas cerebrais que se apresentam de forma semelhante, hiperdensa, na TC Chan (2007).

Figura 1.1 – TC de um cérebro apresentando AVCi (a) e AVCh (b).



Fonte: Elaborada pela autora.

O método padrão para identificação das lesões hemorrágicas e isquêmicas é a delimitação manual dos tecidos anormais do cérebro por profissionais da radiologia treinados. Porém isso demanda muito tempo, e o método manual pode gerar variabilidade de acordo com o operador (Gillebert *et al.*, 2014). Essa identificação da lesão é importante não só para o diagnóstico, como também para a recuperação da área afetada (Liu *et al.*, 2008).

Porém a detecção de sinais de AVCi e da área de tecido atingido pela isquemia na fase aguda dessa patologia em imagens de TC sem contraste é baixa, em alguns estudos com especialistas em radiologia esses conseguem uma sensibilidade de 45% a 55% nessa detecção (Kloska *et al.*, 2004).

As ferramentas CAD (*Computer-aided detection/diagnosis*, Diagnóstico/detecção Assistido por Computador) foram e estão sendo desenvolvidas visando auxiliar o médico, prestando um suporte necessário à decisão médica, bem como na detecção e interpretação de doenças de vários órgãos. A aplicabilidade das ferramentas CAD está bem estabelecida clinicamente em exames como mamografia, colonoscopia e imagens torácicas, pois vários estudos relatam e comprovam a eficácia destas ferramentas (Nowinski *et al.*, 2014).

Uma detecção automática por um CAD da região hiperdensa pode reduzir o tempo de delimitação, remover a variabilidade na detecção em relação ao operador (Gillebert *et al.*, 2014). Dessa forma, como também existem muitos serviços de saúde no interior do Brasil que não possuem especialistas em radiologia, a identificação automática e rápida das áreas de hemorragia pode auxiliar os profissionais de saúde a fazer o diagnóstico e intervirem com um tratamento adequado, melhorando o prognóstico dos pacientes (Binotto *et al.*, 2006).

Neste contexto, a segmentação de imagens desenvolve um papel importante no processamento de imagem e no reconhecimento de padrões, e é parte integrante do CAD desenvolvido na segmentação das áreas de isquemia e hemorragia. O seu objetivo é separar áreas não superpostas e selecionar um objeto de interesse na imagem. Durante os anos, inúmeros algoritmos para segmentação de imagens foram propostos. Uma técnica popular de segmentação é a limiarização, por razão de sua simplicidade e eficiência. Porém, na maioria das imagens reais e nas imagens de TC, por vezes a diferença entre o objeto de interesse e o fundo da imagem não é distinguível (Huang *et al.*, 2008).

Nos últimos anos, com o rápido desenvolvimento dos algoritmos bioinspirados em processamento de imagens, o algoritmo de otimização de colônia de formigas (*Ant Colony Optimization*, ACO) vem sendo utilizado para melhorar os resultados de segmentação de imagens (Zhao *et al.*, 2008; Huang *et al.*, 2008). O algoritmo ACO é essencialmente um sistema de inteligência sofisticado que possui uma alta robustez, uma excelente distribuição computacional e é facilmente combinado com outros métodos (Huang *et al.*, 2008). Como o algoritmo ACO vem sendo utilizado em técnicas de processamento de imagens e foi encontrado na literatura aplicações para segmentação de imagens, de forma análoga a que seria realizada neste trabalho, o algoritmo ACO foi a escolha na implementação dos algoritmos. Porém não foi encontrado nenhum outro trabalho na literatura em que houvesse a detecção de AVC isquêmico ou hemorrágico utilizando o auxílio do algoritmo ACO.

Neste trabalho foram implementados cinco algoritmos, três para detecção de AVCi agudo/subagudo (nos estágios iniciais) e dois para detecção de AVCh utilizando a biblioteca *OpenCV*, na linguagem C++. Inicialmente, foram implementados os algoritmos para a detecção dessas duas patologias baseados em limiarização, e em seguida foi implementado o algoritmo de segmentação de imagens baseado em ACO. Baseado nessa segmentação com ACO foi desenvolvido um algoritmo de detecção de AVCh, um algoritmo de detecção dos ventrículos cerebrais e posterior detecção do AVCi utilizando a limiarização e um algoritmo de detecção de AVCi agudo/subagudo. Em seguida, foram obtidos e analisados os resultados estatísticos para cada um dos algoritmos implementados, analisando a detecção por paciente, por cortes e por *pixels*. Assim, sendo realizada uma avaliação da detecção dos dois tipos de AVC em relação a cada um dos algoritmos desenvolvidos.

1.1 – Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver algoritmos utilizando técnicas de limiarização e algoritmos de otimização baseados colônia de formigas para a detecção de AVC isquêmico e hemorrágico em imagens de TC de cérebro.

Como objetivos específicos neste trabalho podem ser citados:

- Estudar os aspectos teóricos referentes ao AVC em imagens de TC e como essa patologia é representada nessas imagens;
- Implementar algoritmos utilizando limiarização para detecção de AVC isquêmico e hemorrágico;
- Estudar e implementar algoritmos bioinspirados da otimização da colônia formigas utilizados na segmentação de imagens;
- Implementar algoritmos utilizando ACO para detecção de AVC isquêmico e hemorrágico;

- Implementar algoritmos utilizando limiarização para detecção do ventrículo cerebral;
- Implementar algoritmos utilizando ACO para detecção do ventrículo cerebral;
- Aplicar os algoritmos implementados para detecção de AVC em imagens de pacientes normais e com a patologia;
- Avaliar o desempenho dos algoritmos implementados.

1.2 – Motivação

A elaboração de algoritmos para avaliação da área de isquemia do AVCi é importante porque pacientes que possuem áreas muito grandes de isquemia, possuem um alto risco de hemorragia fatal e outras complicações após a administração da terapia trombolítica que deveria ser administrada até 4 horas após o acometimento. Para evitar esse risco, a quantificação da área de extensão das lesões isquêmicas no AVCi, utilizando a TC é essencial para selecionar os pacientes que devem receber o trombolítico (Takahashi *et al.*, 2012).

Outra motivação é a que as mudanças relacionadas ao AVCi agudo em uma TC sem contraste é extremamente sutil e de difícil detecção para o olho humano, em que até alguns estudos com especialistas em radiologia conseguem apenas uma sensibilidade de 45% a 55% nessa detecção (Kloska *et al.*, 2004).

Na detecção do AVCh, a identificação das medições volumétricas da área de hemorragia pode melhorar o entendimento das consequências clínicas em mudanças no tamanho da área e seus fatores de risco. Dessa forma, é possível melhor definir a evolução dos padrões clínicos e da TC no AVCh (Lou *et al.*, 2010).

Como o Brasil possui uma grande extensão territorial, milhares de locais isolados e de difícil acesso, há uma distribuição extremamente desigual de recursos médicos de boa qualidade. Dessa forma, existem inúmeros locais em que não há a presença do especialista em radiologia para observar as imagens de TC. Então, os algoritmos desenvolvidos para detecção de AVC podem ser utilizados para auxiliar clínicos, ou outros profissionais de saúde (Organization *et al.*, 2010).

O tratamento a ser adotado para o paciente depende diretamente da área acometida pela patologia, e quanto mais rápido se tiver as características da lesões observadas na imagem, mais rápido pode se optar por um tratamento e maior é a chance de um melhor prognóstico para o paciente observado (Takahashi *et al.*, 2012).

1.3 – Estado da Arte

Nesta seção serão discutidos outros trabalhos que foram realizados para detecção de AVC isquêmico e hemorrágico utilizando técnicas de processamento de imagens e ainda trabalhos que utilizam o algoritmo ACO na segmentação de imagens.

Em Gillebert *et al.* (2014) foram utilizadas imagens de TC para se delinear automaticamente as áreas de isquemia e hemorragia. O elemento fundamental que foi aplicado na metodologia desse trabalho foi a normalização bem precisa das imagens de TC de pacientes com AVC em um espaço modelo, e uma posterior comparação volumétrica com o grupo de controle das imagens de TC para a definição das áreas que apresentam hipo ou hiperdensidade. O pré-processamento utilizado para todas as imagens de todos os pacientes tanto normais quanto os simulados foi realizado utilizando o mapeamento paramétrico estatístico (SPM8, do *Wellcome Trust Centre for Neuroimaging*, Londres, Reino Unido) e um algoritmo escrito em *Matlab*, em que são realizadas diversas transformadas. Para se delinear a lesão é utilizada uma análise estatística, assim a lesão de cada paciente com AVC foi automaticamente identificada utilizando um procedimento de detecção baseado no teste *t* paramétrico de Crawford-Howell para comparações de caso-controle (Crawford & Howell, 1998; Crawford *et al.*, 2009).

A validação realizada em Gillebert *et al.* (2014) ocorreu utilizando lesões simuladas e reais, o que mostra que a abordagem adotada é efetiva na reconstrução de lesões resultantes de hemorragia e de isquemia, e ainda produz mapas espaciais de lesão que são consistentes com os produzidos manualmente por operadores experientes. A abordagem utilizada nesse trabalho é de uma detecção de regiões de hemorragia e de isquemia, diferente da maior parte dos trabalhos que fazem, normalmente, uma detecção exclusiva de regiões hemorrágicas ou isquêmicas.

Uma das limitações em relação a delineação das lesões manualmente é uma redução da sensibilidade no método automático utilizado, principalmente em regiões próximas aos ventrículos e aos contornos cerebrais. Como há a utilização de modelos para comparação na detecção das lesões, há um prejuízo na detecção em relação as diferenças de formato do cérebro entre os pacientes, por exemplo.

Existem algumas áreas que foram encontradas como AVCi agudo que na verdade são de uma atrofia cerebral, e ainda há a limitação da detecção das bordas das lesões de forma semelhante a manual. Os autores utilizando esse método obtiveram uma acurácia, entre a área delimitada manual e automaticamente, variando de 52 a 89%. Sendo importante destacar que o método automático foi relativamente menos sensível para lesões menores e isquêmicas, assim havendo uma redução nesse tipo de detecção.

No trabalho de fer (n.d.) é proposto um método de segmentação da região cerebral atingida por AVCi em imagens de TC baseado na classificação de informações de textura extraídas da imagem utilizando uma rede neural artificial (RNA) MLP (*Multi-Layer Perceptron*) com três pontos de entrada, uma camada oculta com três neurônios escondidos e um neurônio na camada de saída, treinada segundo o algoritmo de retroalimentação.

Nesse trabalho foram obtidos três descritores de Haralick Haralick (1983) como atributos para a classificação das texturas que representam os tecidos cerebrais. O sistema proposto é baseado na classificação de cada pixel de uma TC a partir da avaliação da textura caracterizada por sua vizinhança. Esta classificação fica a cargo de uma RNA MLP, cuja única saída deverá informar se o nível de cinza do pixel corresponde ou não a uma região de AVCi. Como resultado, foi obtida uma acurácia por *pixels*, em média, de 98% e uma sensibilidade por *pixels* de 77% para as 9 imagens em que foi realizado o processamento.

No trabalho de Tyan *et al.* (2014) é proposto um sistema de detecção de AVCi utilizando funcionalidades de um CAD em um método de melhora da percepção de características em quatro etapas não supervisionadas, o algoritmo foi desenvolvido e testado utilizando o *Matlab*.

Na primeira etapa, conhecida como pré-processamento, é utilizado um método de aprimoramento de contraste utilizando uma curva cúbica para melhorar o contraste da imagem. Na segunda etapa foi utilizada uma série de métodos para extrair a área de tecido cerebral que identificada durante o pré-processamento. A fim de detectar as regiões anormais em imagens de cérebro foi utilizado um algoritmo não supervisionado de crescimento de regiões.

Na terceira etapa é utilizado um método de localização regional de coincidência para se encontrar a área híbrida das localizações onde o AVCi pode ocorrer em cada um dos hemisférios cerebrais. Finalmente, são realizadas correções e são marcadas a área de AVCi em vermelho.

No experimento, o sistema foi testado com 90 imagens de TC de 26 pacientes, e com o auxílio de dois radiologistas, foram provadas as capacidades diagnósticas do sistema proposto. Baseado nos resultados experimentais obtidos, a sensibilidade de detecção de AVCi pelos radiologistas aumentou de 31%, quando utilizadas as imagens sem processamento, para 83%.

No trabalho de Ostrek *et al.* (2016), o objetivo principal foi a elaboração de uma solução baseada em textura para o problema do reconhecimento de tecido de isquemia em AVCi agudo nas imagens de TC.

O método proposto de indicação antecipada de uma área com diminuição de fluxo sanguíneo baseia-se em dois passos: na segmentação das áreas potenciais com tecido cerebral alterado, a partir de uma seleção de regiões de interesse; e no reconhecimento de tecido com AVCi agudo, a partir da extração e da classificação de um conjunto de características de diferenciação.

O algoritmo desenvolvido nesse trabalho utiliza vários descritores numéricos de imagens, determinados em diversos domínios de transformações: o domínio bidimensional (2D) de Fourier; o domínio polar bidimensional (2D) de Fourier; e em domínios multi escala, por exemplo, a *wavelet*, a *wavelet* complexa, a *contourlet*.

Os resultados obtidos indicam a possibilidade de uma detecção relativamente efetiva dos sintomas de AVCi agudo nas imagens de TC. Conjuntos de pacientes normais ou patológicos foram classificados pelo *LogitBoost* com uma acurácia próxima a 75%, uma sensibilidade de

64,2%, e uma especificidade de 82,6% com a utilização de um procedimento de referência cruzada.

No trabalho de Takahashi *et al.* (2012) foi desenvolvido um esquema de detecção auxiliada por computador para identificação de hipoatenuações, referentes a AVCi agudo em imagens de TC sem contraste, baseado num método de mapeamento em *z-score*. O algoritmo desenvolvido consiste em cinco etapas principais: a uniformização anatômica; o cálculo do *z-score* para a base de dados de pacientes normais; a extração dos *voxels* de possível hipoatenuação; a extração de características da imagem; e a classificação.

Um dos territórios de irrigação de uma das artérias cerebrais é dividido em dez regiões específicas, de acordo com sistema de registro visualmente quantitativo de TC, o método ASPECTS (*Alberta Stroke Programme Early CT Score*). Cada uma das regiões definidas no ASPECTS foram classificadas em normais ou com hipoatenuações por uma análise de discriminante linear.

O método foi aplicado em 26 pacientes que possuíam áreas de hipoatenuação, e como resultado obteve-se uma sensibilidade de 89,7% e uma especificidade de 85,2% para a classificação automática de hipodensidades em algumas regiões. A acurácia média foi obtida pela soma das regiões verdadeiras positivas e verdadeiras negativas de cada uma das 9 regiões definidas no ASPECTS em cada paciente, e o resultado foi de 84,6% (variando de 55,6% a 100% dentro das imagens de um único paciente).

Uma das limitações desse estudo é a não detecção do edema cerebral que é uma das características para determinação de AVCi agudo, porque o método do mapeamento em *z-score* não é capaz de fazer sua extração na imagem.

No trabalho de Przelaskowski *et al.* (2007) exames de TC sem contraste também são utilizados para detectar AVCi agudo pela notificação da área hipodensa. Foi proposto, então, um método de melhora na detecção das isquemias utilizando retirada de ruídos dos dados e melhora de contraste local em um domínio multi-escala. O método de processamento de imagens baseado em *wavelet* utilizado melhora a detecção dos sinais mais sutis de hipodensidade, que são pouco visíveis em TCs comuns sem contraste.

Essa melhoria da eficiência na detecção das mudanças isquêmicas perceptíveis foi investigada. O processamento tornou-se mais efetivo utilizando uma segmentação inicial do tecido cerebral e extração das regiões susceptíveis a mudanças na densidade tecidual. Esse novo método foi verificado experimentalmente e a sensibilidade no diagnóstico do AVC foi de 56,3%, em comparação com uma detecção pelo médico em uma TC normal de 12,5%.

Em Gan *et al.* (2014), o objetivo foi o desenvolvimento de um sistema de detecção auxiliada por computadores de AVCh para quantificar três valores na TC, incluindo os valores da inclinação da linha média do cérebro, o volume do sangramento e o volume do edema, que são os índices básicos observados pelos médicos.

O filtro de mediana e crescimento de regiões foram duas as técnicas utilizadas para remover o ruído e os ossos do crânio nas imagens em um único corte, e depois a mudança do

eixo do tecido cerebral foi detectada baseada na localização dos ventrículos e da glândula pineal. A região de sangramento e de edema foram segmentadas observando-se a simetria entre o lado esquerdo e direito do cérebro.

Finalmente, após calcular o volume desse sangramento e desse edema em cada um dos cortes, os três índices básicos puderam ser obtidos. Foram utilizadas para verificar a eficiência desse sistema imagens de *phantoms* e imagens clínicas de TCs, que incluem 240 imagens de cortes de 8 casos diferentes. O erro da inclinação da linha média do cérebro foi menor que 5% e a diferença de volume foi menor que 3,47%, em média, para as imagens de *phantoms*.

Depois de comparar as áreas de sangramento e de edema das imagens processadas com as áreas apontadas pelo médico especialista, o resultado mostrou que a diferença média entre as áreas de sangramento foi de 8,8%, e a média do grau de coincidência dessa área foi de 86,4%, e ilustrou ainda que a diferença média entre as áreas de edema foi de 14,1% e a média do grau de coincidência dessa área foi de 77,4%. Dessa forma, o método proposto pode claramente beneficiar não só o diagnóstico visual, como também metodologias quantitativas sobre os parâmetros relacionados ao AVCh.

No trabalho de Gupta *et al.* (2010) é realizada uma pesquisa completa na área de algoritmos de segmentação para o líquido cefalorraquidiano (LCR), substância branca e substância cinzenta em imagens de TC sem contraste, levando em consideração o contraste pobre dessas imagens e a variabilidade de intensidade em aparelhos de tomografia. O objetivo principal desse trabalho é a criação e a validação de um algoritmo automático, adaptativo e robusto. Exames de pacientes dentro da variabilidade normal de TC sem contraste de dois centros foram utilizados.

No algoritmo desenvolvido por Gupta *et al.* (2010) foram utilizados limiarização adaptativa, conectividade, conhecimento de domínio e espacial, e ele é baseado em heurísticas da forma do histograma da TC. A inclinação do histograma de intensidades correspondente a maior região conectada em três dimensões na faixa de intensidades variáveis de LCR é obtida para determinar a intensidade crítica, que é utilizada como um classificador inicial entre LCR e substância branca.

Os limiares do LCR, da substância branca e da substância cinzenta são otimizados para minimizar a sobreposição de classificação. As classificações nulas, múltiplas e errôneas são resolvidas utilizando-se informações espaciais dos *voxels* vizinhos, suavização espacial e o domínio do conhecimento. Foram utilizadas regiões para classificação com o mínimo efeito de volume parcial para avaliar os resultados da segmentação, e utilizados marcadores estatísticos nessa avaliação.

Uma limitação para o teste desse algoritmo desenvolvido é a falta de regiões para classificar com efeito de volume parcial que possuam uma classificação determinada. Para as imagens do primeiro centro, a sensibilidade média, o índice de Dice, e a especificidade foram 95,7%, 97,0% e 98,6% para o LCR, respectivamente; 96,1%, 97,3% e 98,8% para a substância

cinzenta, respectivamente; e 95,2%, 94,3% e 92,8% para a substância branca, respectivamente. Os resultados para o segundo centro foram coerentes com o do primeiro.

Assim, esse algoritmo consegue identificar automaticamente o LCR, a substância branca e a substância cinzenta em imagens de TC sem contraste com uma alta acurácia, é robusto para dados de diferentes máquinas de TC, não necessita de nenhum ajuste de parâmetros, e o processamento dos 30 cortes de cada paciente no *Matlab* ocorre em 5 minutos.

Em Soleimani & Vincheh (2013) é realizada uma segmentação de tumores em imagens de ressonância magnética (RM), utilizando um algoritmo de colônia de formigas (ACO - *Ant Colony Optimization*) modificado que encontram valores ótimos de limiar. Nesse método implementado, os *pixels* da imagem são propostos como fonte de comida para as formigas, e assim, as formigas depositam seus feromônios nos *pixels* mais efetivos para a movimentação de outras formigas.

Nessa abordagem, a direção das formigas e sua tendência de ir para o próximo local é considerado para calcular a probabilidade de escolha do próximo local pela formiga. Além disso, no cálculo da probabilidade do próximo movimento da formiga, é realizado um balanço entre o efeito da direção da formiga e a quantidade de feromônio distribuído.

O algoritmo baseado em ACO foi utilizado para a segmentação de tumores em imagens de RM, sua implementação foi realizada em *Matlab* e o tempo de processamento depende do tamanho da imagem, do número de iterações do algoritmo. Porém, o melhor tempo foi de menos de 2 minutos e o pior foi de 5 minutos para o processamento de uma só imagem. Nesse trabalho não existe a elaboração de resultados quantitativos e apenas resultados qualitativos baseados nas imagens resultantes após o processamento.

1.4 – Organização do Texto

Esta dissertação de mestrado está organizada em oito capítulos que apresentam aspectos teóricos sobre tópicos relacionados aos assuntos da pesquisa, bem como são apresentados os resultados preliminares obtidos neste trabalho.

Além deste capítulo introdutório, no Capítulo 2 são apresentados conceitos relativos a fisiologia e morfologia do sistema nervoso, bem como uma descrição das principais patologias que foram encontradas nos pacientes da base de dados.

O Capítulo 3 aborda as definições das imagens médicas. As características das imagens de TC são apresentadas nesse capítulo. Um outro ponto abordado nesse capítulo é o padrão DICOM para as imagens de TC.

Todas as técnicas de processamento digital de imagens utilizadas neste trabalho são descritas no Capítulo 4. No Capítulo 5 é descrita a computação natural e dentro desse tópico é abordado o algoritmo ACO de segmentação de imagens.

A base de dados e todos os algoritmos desenvolvidos são descritos no Capítulo 6, enquanto a apresentação e análise dos resultados estão apresentados no Capítulo 7. Por fim, as conclusões e sugestões para trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 8.

Morfofisiologia do Sistema Nervoso e Patologias Cerebrais

Neste capítulo serão explicitadas as informações sobre a morfofisiologia do sistema nervoso, isto é, o que se refere a organização anatômica das estruturas cerebrais, ao tecido, como as células componentes e sua composição, que representa a morfologia, e também serão descritas as funções desse sistema, ou seja, a sua fisiologia. Além disso, ainda serão ilustradas algumas patologias possíveis que podem acometer o sistema nervoso.

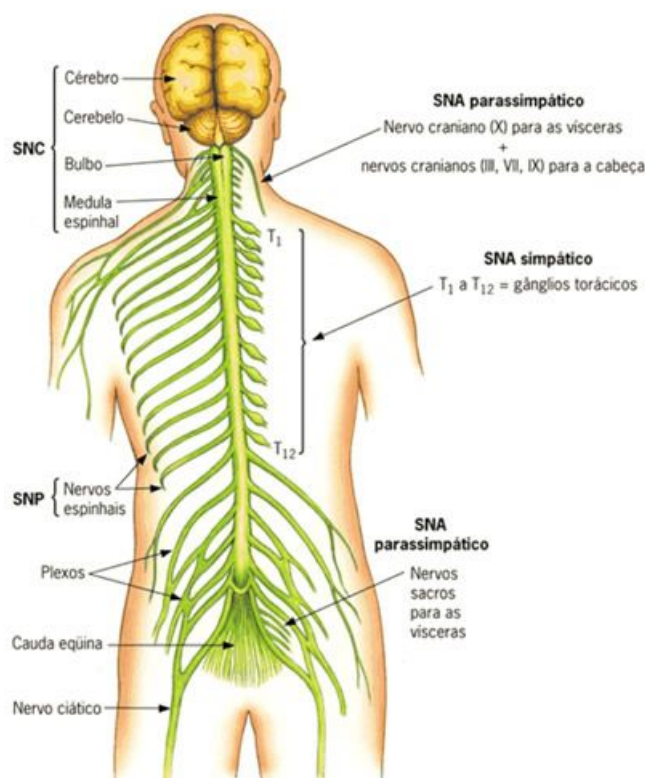
2.1 – Morfofisiologia do Sistema Nervoso

O Sistema Nervoso (SN) possui uma massa de apenas 2 kg, aproximadamente 3% da massa total do corpo humano. É um dos menores sistemas e, ainda assim, é o mais complexo de todos (Tortora & Derrickson, 2012). O SN é uma rede organizada, extremamente complexa, de bilhões de neurônios e de um número maior ainda de neuróglia (células auxiliares do SN). O crânio envolve o encéfalo que possui aproximadamente 100 bilhões de neurônios. Doze pares de nervos cranianos, que são numerados de I a XII, emergem da base do encéfalo. Um nervo é um feixe de centenas a milhares de axônios (parte do neurônio), mais outros tecidos associados que se situam fora do encéfalo e da medula espinhal. Cada nervo passa por uma via definida e é destinado a uma região do corpo. A medula espinhal conecta-se ao encéfalo por meio do forame magno do crânio e é protegida pelos ossos da coluna vertebral. A medula possui aproximadamente 100 milhões de neurônios. Na Figura 2.1 estão ilustradas as principais estruturas do sistema nervoso e sua respectiva subdivisão (Tortora & Derrickson, 2012).

Os neurônios e as células da glia (neuróglia) são as unidades celulares formadoras do tecido nervoso. O neurônio é a unidade funcional do sistema nervoso, responsável pelas funções exclusivas desse sistema, como pensamentos, sensibilidade, lembranças, controle da atividade muscular e controle das secreções glandulares. A neuróglia é a formadora das unidades de sustentação, de alimentação, e de proteção dos neurônios, e ainda mantém o equilíbrio do líquido que circunda os neurônios (Tortora & Derrickson, 2012).

O neurônio é uma célula sinalizadora, pode gerar e conduzir potenciais de ação e possui morfologia adaptada para recepção, transmissão e processamento de sinais. Capaz de receber um estímulo e convertê-lo em um potencial de ação. O potencial de ação é um sinal elétrico que se propaga pela membrana do neurônio, o impulso é iniciado e transportado pelos

Figura 2.1 – Principais estruturas do sistema nervoso.



Fonte: (Tortora & Derrickson, 2012).

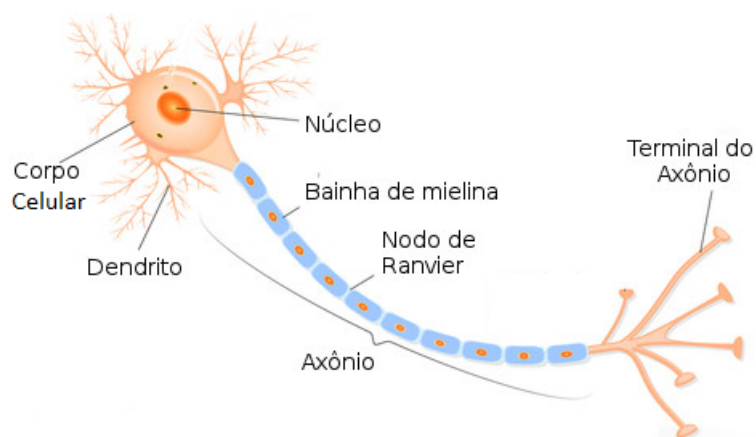
movimentos de íons, corrente iônica. A maioria dos neurônios é dividida em três partes: um corpo celular, conhecido como soma, dendritos e um axônio. Os dendritos são as unidades de entrada ou receptoras, são curtos, mais arborizados, dessa forma, aumentam significativamente sua superfície (Tortora & Derrickson, 2012).

O axônio é único e longo e conduz impulsos nervosos para outros neurônios, para fibras musculares ou células glandulares. Os axônios terminam em divisões em vários processos distintos, os terminais axônicos ou teledendria (Tortora & Derrickson, 2012).

O local de comunicação entre dois neurônios ou entre neurônio e célula efetora, ou seja, que desempenha alguma função no organismo, são as sinapses. Assim, por meio de um longo axônio, um neurônio do córtex cerebral pode-se comunicar com um outro da medula ou do tronco encefálico que ficam bem distantes (Tortora & Derrickson, 2012).

Os axônios podem ser envoltos por um revestimento multicamada de proteínas e lipídios, chamados bainha de mielina, e são classificados como mielinizados. Essa bainha isola eletricamente o axônio, deixando apenas alguns pontos condutores (nódulos de Ranvier), aumentam a velocidade de condução do impulso, pois faz com que esse impulso se propague em saltos, ao invés de passar continuamente por todo o axônio. Os axônios que não possuem a bainha de mielina são chamados amielínicos (Tortora & Derrickson, 2012). Na Figura 2.2 está representada a estrutura de um neurônio e suas partes.

Figura 2.2 – Estrutura de um neurônio.



Fonte: (Fieri *et al.*, 1997).

O sistema nervoso é responsável por um conjunto complexo de tarefas, permitindo a percepção de odores, a produção da fala, a lembrança de momentos passados, a transmissão de sinais que controlam movimento do corpo e regulam o funcionamento dos órgãos internos. É formado por duas subdivisões: o Sistema Nervoso Central (SNC) e o Sistema Nervoso Periférico (SNP) (Tortora & Derrickson, 2012).

O SNC humano possui duas porções, uma superior encerrada dentro do crânio, definida como encéfalo, e uma outra inferior, alongada e cilíndrica denominada medula que é circundada pela coluna vertebral. O SNC processa diversos tipos de informações sensoriais, responsável pelos pensamentos, memórias e emoções. O encéfalo é subdividido em quatro partes principais: cérebro, diencefalo, cerebelo, e tronco encefálico. O tronco encefálico é contínuo com a medula e é dividido em: bulbo, ponte e mesencéfalo (Tortora & Derrickson, 2012).

O SNP é formado pelos nervos espinhais e cranianos, seus respectivos ramos, gânglios, e receptores sensoriais e terminais motores cujas fibras nervosas, respectivamente, obtêm informações sensoriais e enviam mensagens aos órgãos efetadores (Tortora & Derrickson, 2012).

A substância branca que forma todas as divisões do SN é composta, basicamente por axônios mielinizados e amielínicos de muitos neurônios. A cor esbranquiçada da mielina fornece à substância branca seu nome. A substância cinzenta é onde estão contidos os corpos neuronais, dendritos, axônios amielínicos, terminais axônicos e a neurógliia. O tom acinzentado conferido a esta substância se dá pela pouca ou nenhuma mielina presente nela. Os vasos sanguíneos estão presentes nas substâncias branca e cinzenta (Tortora & Derrickson, 2012).

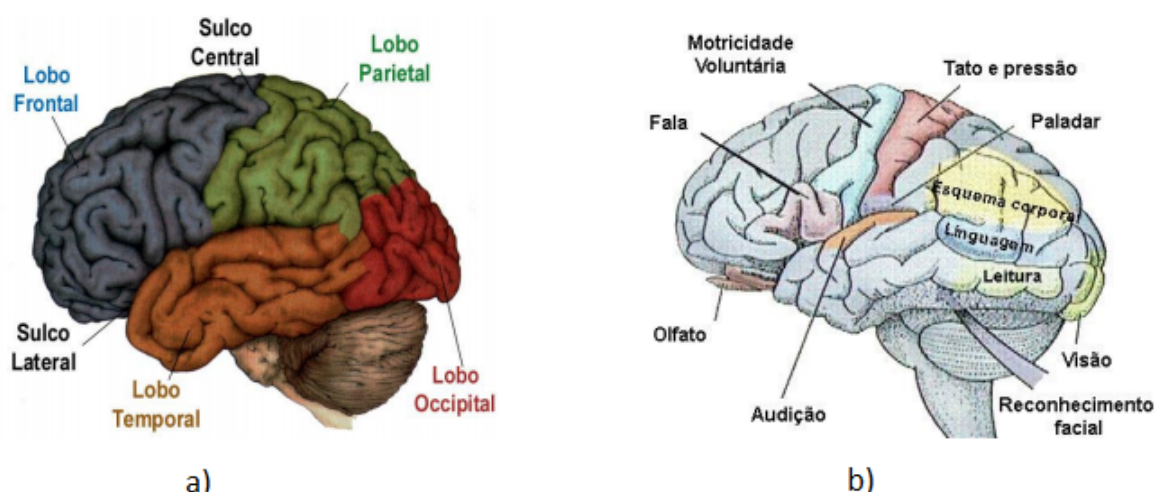
Na medula, a substância branca está localizada por fora do núcleo composto por substância cinzenta. Por outro lado, no cérebro a substância cinzenta está localizada envolvendo o centro composto por substância branca (Tortora & Derrickson, 2012). A substância cinzenta possui 8% mais oxigênio e 8% menos carbono que a substância branca (Brooks *et al.*, 1980). Por isso, o conteúdo da substância cinzenta contém mais água e menos lipídios, o que

aumenta a absorção de raios X, caracterizando-o como mais denso que a substância branca. A representação da substância cinzenta na tomografia computadorizada é com tons de cinzas mais claros que o da branca (Perron, 2008).

O cérebro é o órgão que proporciona a capacidade de ler, escrever, falar, fazer cálculos, compor músicas, lembrar do passado, planejar o futuro, e imaginar coisas que não existiam. É constituído por dois hemisférios, separados pela fissura longitudinal, o direito e o esquerdo. O córtex cerebral é a região mais externa, composto por substância cinzenta, é bastante invaginado, formando os sulcos e giros (Tortora & Derrickson, 2012).

Cada hemisfério cerebral é subdividido em quatro lobos, de acordo com a relação topográfica com os ossos do crânio (lobos: frontal, parietal, occipital, temporal) e apresenta áreas especificamente associadas a determinadas funções sensoriais, motoras ou associativas. A integridade funcional do córtex é essencial para a realização de funções conscientes e associativas complexas (Tortora & Derrickson, 2012). Na Figura 2.3 estão ilustrados os lobos cerebrais e ainda as áreas correspondentes a funcionalidades específicas do cérebro.

Figura 2.3 – Lobos cerebrais (a) e organização funcional em áreas do cérebro (b).



Fonte: (Widmaier *et al.*, 2013).

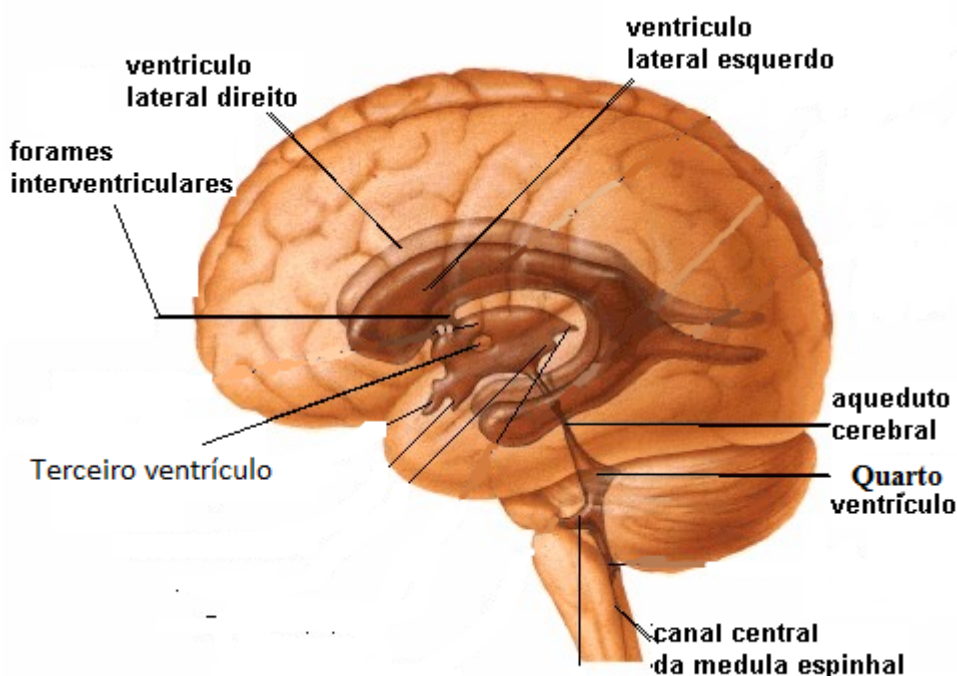
O sangue chega ao cérebro principalmente pelas artérias carótida interna e vertebral, as veias jugulares internas retornam esse sangue para o coração. Apesar de representar apenas 2% do peso do corpo, o consumo de oxigênio e glicose utilizados mesmo em repouso representa 20%. Quando há um aumento na atividade dos neurônios e das células da glia, o fluxo de sangue para aquela região aumenta. Uma breve interrupção do fluxo sanguíneo cerebral pode causar inconsciência. De forma geral, uma interrupção de fluxo sanguíneo por 1 ou 2 minutos prejudica funções neuronais, a falta total de oxigênio por 4 minutos provoca lesão permanente (Tortora & Derrickson, 2012).

O líquido cerebrospinal (LCS) é um líquido claro, incolor, cuja função é proteger o encéfalo e a medula de lesões químicas e físicas. Faz também o transporte de oxigênio, glicose, e substâncias químicas necessárias aos neurônios e neuróglias. O LCS é produzido por um conjunto

de vasos pequenos localizados nos ventrículos cerebrais que são cavidades preenchidas com esse líquido. Existem quatro ventrículos: dois ventrículos laterais localizados em cada hemisfério cerebral, o terceiro ventrículo e o quarto ventrículo (Tortora & Derrickson, 2012).

O LCS contribui para o equilíbrio fazendo a proteção mecânica, absorvendo impactos, impedindo o choque direto entre o delicado tecido cerebral com a caixa craniana diretamente. Esse líquido também colabora para a proteção química e permite as trocas de nutrientes e de produtos residuais entre o sangue e o tecido nervoso (Tortora & Derrickson, 2012). Como o LCS preenche todo o ventrículo, e esse líquido é basicamente formado por água possui uma densidade bem baixa, sendo representado com tons de cinza bem escuro na tomografia computadorizada (Perron, 2008). Os ventrículos cerebrais são mostrados na Figura 2.4.

Figura 2.4 – Ventrículos cerebrais.



Fonte: (Tortora & Derrickson, 2012).

O AVC que é a principal patologia de interesse deste trabalho será discutido nas próximas seções, assim como outras doenças que apresentaram relevância na base de dados utilizada.

2.2 – Patologias Cerebrais

As patologias cerebrais que serão tratadas nas próximas seções são aquelas que podem ser identificadas a partir de um método de diagnóstico por imagem, mais especificamente, que são identificadas em imagens de tomografia computadorizada. Essas patologias são o AVCi, o AVCh que se objetivam identificar neste trabalho, a leucoaraiose, entre outras doenças.

2.2.1 – AVCi

O AVCi é uma patologia que afeta os vasos sanguíneos que irrigam o território cerebral, causando uma diminuição ou interrupção total do fluxo sanguíneo em uma área cerebral. Devido à falta de oxigenação, as células nervosas dessa área não são capazes de desempenhar suas funções básicas, podendo até chegar a morte. O AVCi representa cerca de 80% de todos os AVCs que ocorrem no mundo. O AVC isquêmico ocorre quando há uma diminuição do fluxo sanguíneo em uma artéria cerebral, os sintomas dependem diretamente da área cerebral privada de oxigênio e nutrientes (Center, 2015; Association, 2015a,b).

Na Figura 2.5 é ilustrada uma imagem de TC de um paciente que apresenta um AVC isquêmico agudo/subagudo, as áreas marcadas em vermelho correspondem as áreas onde ocorre isquemia do tecido nervoso.

Figura 2.5 – TC de um cérebro com AVCi.



Fonte: Elaborada pela autora.

A oclusão ou redução de um vaso cerebral, leva a uma parada ou diminuição do fluxo sanguíneo, dessa maneira, pode provocar em poucos minutos a morte neuronal no centro da zona onde não chega mais o sangue com nutrientes e oxigênio. A área que circunda este centro, é penumbra isquêmica, um local de tecido cerebral com suas funções plenas comprometidas, mas ainda viável, pois é perfundido com sangue proveniente de vasos colaterais. Esta área pode ser transformada em isquemia por efeitos bioquímicos (Association, 2015b).

Dessa forma, quanto antes realizados o diagnóstico e o tratamento, maior a preservação da zona de penumbra isquêmica, menor a morte celular e menor o risco de sequelas permanentes, se o fluxo sanguíneo da região comprometida for reestabelecido (Silva *et al.*, 2005). Se o tratamento para AVC isquêmico for feito até quatro horas e meia depois dos primeiros sintomas, o risco de sequelas permanentes diminui em 30%, além de reduzir a mortalidade em 18% (da Saúde, 2012).

O AVCi pode ser causado de duas formas: embólica e trombótica. Uma doença que facilita o acometimento de AVCi é a aterosclerose, que é aglomeração de placas de gordura no interior das artérias (Center, 2015; Association, 2015a,b).

O AVCi embólico ocorre quando um coágulo sanguíneo ou um pequeno fragmento forma-se em algum lugar do corpo, normalmente no coração, e encaminha-se até o cérebro. Uma vez no cérebro, a partícula viaja até um vaso sanguíneo pequeno o suficiente para bloquear sua passagem. Então, a partícula aloja-se ali, bloqueando esse vaso e causando o AVC. Cerca de 15% dos AVCs embólicos ocorrem em pessoas com fibrilação atrial, batidas do coração irregulares (Center, 2015; Association, 2015a,b).

O AVCi trombótico é causado por um coágulo sanguíneo (trombo) que se forma dentro de uma artéria que fornece sangue para o cérebro. Esse tipo de AVC é geralmente encontrado em pessoas com níveis altos de colesterol e aterosclerose, e é o responsável por 50% de todos os AVCs. Dependendo de onde ocorre o bloqueio esse AVC pode ser dividido em trombolítico de: grandes vasos, e pequenos vasos. O trombolítico de grandes vasos ocorre quando há o bloqueio de uma grande artéria que fornece sangue ao cérebro, como a carótida ou a cerebral média (Center, 2015; Association, 2015a,b).

A evolução temporal dos AVC é geralmente definida como: aguda (0 a 24h), subaguda (24h a aproximadamente 2 semanas), e crônica (mais de 2 semanas). Na fase aguda há o acúmulo de água na área do AVCi, diminuindo a densidade, de acordo com o avanço das fases cada vez menos denso esse tecido vai ficando, sendo representado por tons de cinza mais escuros na tomografia computadorizada (Vu *et al.*, 2006). A dificuldade de identificação ocorre exatamente nas fases aguda e subaguda e quanto mais rápido o tratamento é feito, maior a probabilidade de não haver sequelas.

Uma perda neurológica súbita é que caracteriza o sintoma do AVC tanto isquêmico quanto hemorrágico, tais como dores de cabeça muito fortes, sem histórico de dores de cabeça, perda de força apenas em um dos lados do corpo, sintomas motores ou sensitivos, como dormência, alterações visuais, entre outros sintomas (Association, 2015b).

O AVC isquêmico pode afetar pessoas de todas as idades, mas o risco de ter AVCi aumenta com a idade, principalmente após os 60 anos. AVCi é mais comum em homens mais novos do que em mulheres, outros fatores de risco são pressão alta, obesidade, doenças cardíacas, fumo, diabetes, entre outros (Center, 2015).

2.2.2 – AVCh

O AVCh é um tipo de de hemorragia intracranial aguda (AIH, *acute intracranial hemorrhage*), essa AIH é um sangramento recente dentro do crânio. Esse sangramento pode ser dentro ou fora da substância cerebral, que são denominadas hemorragias intra-axiais e extra-axiais, respectivamente. O AVCh é especificado como uma hemorragia intra-axial, e de acordo com a localização exata do sangramento também existem outros tipos dessa hemorragia, como a de tronco cerebral e a intraventricular (IVH, *intraventricular hemorrhage*). A hemorragia extra-axial é classificada de acordo com a camada anatômica da meninge em que ocorre o sangramento, podendo ser uma hemorragia extradural (EDH, *extradural hemorrhage*), subdural (SDH, *subdural hemorrhage*) e subaracnoidea (SAH, *subarachnoid hemorrhage*) (Chan, 2007).

O AVCh ocorre como resultado de um sangramento de uma artéria diretamente dentro da substância cerebral, e representam de 10 a 35% de todos os casos de AVC, dependendo da população estudada. E a incidência dessa patologia na população permanece estável nas últimas três décadas, apesar das melhoras nas medidas de prevenção primária, como o controle da pressão arterial (O'Donnell *et al.*, 2010).

O AVCh pode resultar de um grande número de mecanismos, o principal é a hipertensão arterial, e os outros são as malformações vasculares, os tumores cerebrais, algumas drogas, os agentes anticoagulantes, vasculite, transformação hemorrágica de um AVCi, entre outros mecanismos (O'Donnell *et al.*, 2010). Essa transformação do AVCi em AVCh ocorre espontaneamente como parte da história natural do embolismo cerebral, porém a presença e gravidade dessa hemorragia pode ser aumentada por agentes que alteram a coagulação sanguínea, especialmente terapia trombolítica (Lyden & Zivin, 1992).

A fase aguda do AVCh é caracterizada por um hematoma em expansão de alta densidade nas imagens de TC, nas primeiras horas de acometimento, e esse fenômeno é altamente associado a deterioração neurológica. A resultante na imagem desse fenômeno é um sinal hiperdenso, branco detectado na TC, esse achado é o resultado do atual extravasamento de sangue no local do hematoma indicado (Koculym *et al.*, 2013). Na Figura 2.6 está ilustrado um exemplo de AVCh em uma imagem de TC.

Figura 2.6 – TC de um cérebro com AVCh.



Fonte: Elaborada pela autora.

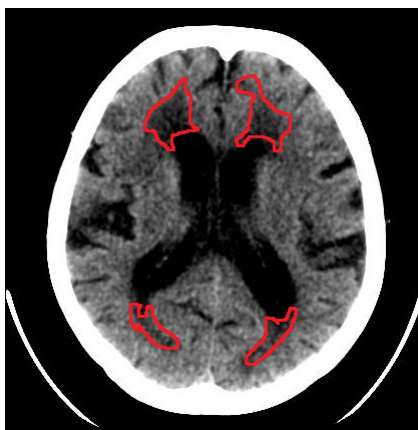
Os aspectos clínicos do AVCh em variadas localizações no cérebro normalmente incluem uma combinação de sintomas de aumento da pressão intracranial, como dor de cabeça, vômito, nível de consciência diminuído. Além desses sintomas ainda há o déficit neurológico que e/ou depende diretamente do local específico em que ocorre a hemorragia no cérebro. A conduta a ser tomada em pacientes com AVCh requer monitoramento e tratamento em uma instalação de unidade de tratamento intensivo (UTI). Assim, as decisões de tratamento são altamente individualizadas, e dependem do tamanho e da localização da hemorragia, sendo elas decisões conservativas ou cirúrgicas (Grotta *et al.*, 2016).

2.2.3 – Leucoaraiose

O termo leucoaraiose (LA) deriva do grego "*leuko*" que significa branco e "*araios*" que significa diminuição. Inicialmente esse termo utilizado para definir como mudanças na substância branca em geral, que ocorrem em idosos ou aqueles que apresentam demência. O termo define áreas bilaterais e simétricas de hipodensidade nas tomografias computadorizadas que ocorrem na periferia dos ventrículos (periventricular), ou seja, na substância branca cerebral (Hachinski *et al.*, 1987).

Um exemplo de uma imagem tomográfica de um cérebro acometido por leucoaraiose é ilustrado na Figura 2.7, as áreas marcadas em vermelho correspondem à localização da leucoaraiose.

Figura 2.7 – TC de um cérebro com leucoaraiose moderada.



Fonte: Elaborada pela autora.

Com o advento da ressonância magnética e um maior estudo sobre a LA pode-se afirmar que essa patologia pode se apresentar de maneira focal ou generalizada, simétricas ou desiguais, periventricular ou mais afastadas do ventrículo na substância branca. Porém sua maior incidência é da forma bilateral, simétrica e periventricular (Hancu *et al.*, 2012).

A classificação da leucoaraiose pode ser feita por meio de escalas visuais, a escala utilizada neste trabalho a divide em três classes: discreta, moderada e acentuada. Essa escala depende do tamanho da área que ela atinge.

A leucoaraiose é uma patologia de pequenos vasos sanguíneos refere-se as lesões na substância branca que são visíveis em técnicas de diagnóstico por imagens (Schenk *et al.*, 2013). Dessa forma, pequenas áreas da substância branca são privadas de oxigênio, esse problema vascular cerebral aumenta consideravelmente o risco de aparecimento de outras as patologias como AVC hemorrágico e isquêmico, demência e danos cognitivos (Eberley, 2014).

A substância branca compõe um bom volume total do cérebro e por ela passam os axônios dos neurônios que comunicam diferentes regiões, dessa forma ela faz a coordenação e a otimização que essencial para essa troca de informações. Danos na substância branca prejudicam funções cerebrais que requerem complexas interações entre regiões, como o

processo de memória, de tomada de decisão, de definição de prioridade, e outras funções mais básicas, como a coordenação motora, equilíbrio (Schenk *et al.*, 2013).

O dano produzido pela leucoaraiose é resultado da falta de fluxo sanguíneo nas menores artérias e capilares que irrigam a área da substância branca. Causando, assim, fluxo insuficiente de sangue o que produz poucos sintomas específicos, diferente das doenças em vasos sanguíneos calibrosos que ocorre nas grandes artérias. Cada área atingida pela leucoaraiose representa um dano real ao cérebro. Apesar das diferentes explicações possíveis para as causas da leucoaraiose, a causa específica e precisa ainda é indeterminada, em parte, pelos sintomas inespecíficos (Schenk *et al.*, 2013).

As leucoaraioses mais recentes e limitadas normalmente não produzem sintomas específicos, porém quanto maior e mais leucariose houver maior o dano aos canais comunicantes da substância branca. Com o tempo, podem produzir pensamento mais devagar, esquecimento, desorientação, depressão, entre outros problemas (Schenk *et al.*, 2013).

Dessa forma, os sintomas vão aparecendo bem lentamente com o passar do tempo, assim esses são normalmente confundidos com o fato de estar envelhecendo (Grueter & Schulz, 2012). Estudos recentes mostram que adultos não incapacitados, possuem a leucoaraiose associada a mudanças neurológicas sutis, identificáveis em exames físicos simples, como anormalidades no andar, na postura, nos reflexos, demora para executar movimentos de pequena precisão, como digitar (Poggesi *et al.*, 2013). A LA é um achado comum em neuroimagens e aparenta ser um preditor independente de acontecimentos de AVCs, e outras patologias associadas (Eberley, 2014).

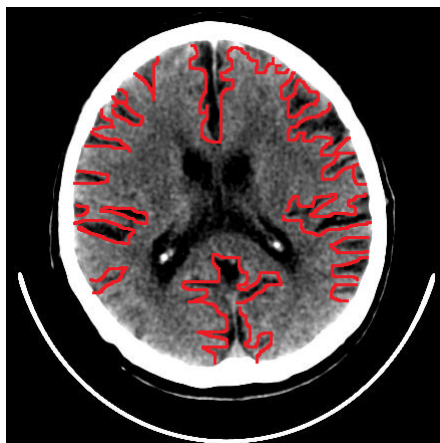
2.2.4 – Outras doenças

A neuropatologia definida como atrofia encefálica ou perda encefálica ou perda volumétrica ocorre normalmente com o avançar da idade, de forma mais acentuada a partir dos 60 anos. Essa patologia tem como consequências a dilatação de sulcos e ventrículos, perda de neurônios, degeneração das áreas que eram ocupadas por neurônios funcionais. Pode aparecer precocemente nas regiões temporais mediais e espalham-se por todo o córtex. Na perda volumétrica há a diminuição da massa cerebral e perda de funções neurológicas, e pode ocorrer em qualquer área do cérebro, os sintomas apresentados dependem da causa e da localização da morte celular (Damasceno, 1999).

A presença de alterações nas imagens de TC nem sempre prediz deterioração neuropsicológica. O diagnóstico neuropatológico deve levar em conta a gravidade dessas alterações, sua localização ou distribuição, a presença de lesões cumulativas prévias (como traumáticas, vasculares, neurotóxicas) e a história prévia de demência. A atrofia regional pode ser mais relevante que uma atrofia generalizada (Damasceno, 1999).

Na Figura 2.8 é ilustrada uma imagem de TC de um paciente que apresenta uma perda encefálica moderada, as áreas marcadas em vermelho correspondem as áreas onde ocorre a morte tecidual.

Figura 2.8 – TC de um cérebro com perda encefálica moderada.

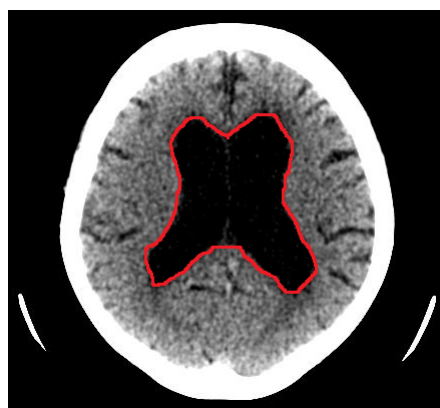


Fonte: Elaborada pela autora.

A dilatação ventricular é uma patologia associada à hidrocefalia, quando há anormalidades no encéfalo, como tumores e inflamações que altera a drenagem do LCS o excesso de líquido acumula-se dentro dos ventrículos e a pressão desse líquido aumenta. Esse aumento de pressão provoca a hidrocefalia, se essa condição persiste ela pode comprimir e danificar o tecido nervoso (Tortora & Derrickson, 2012).

Na Figura 2.9 é ilustrada uma imagem de TC de um paciente que apresenta uma dilatação ventricular, as áreas marcadas em vermelho destacam a dilatação dos ventrículos cerebrais.

Figura 2.9 – TC de um cérebro com dilatação ventricular.



Fonte: Elaborada pela autora.

A hidrocefalia pode ser ocasionada por um aumento da produção ou deficiência na absorção do LCS, e também por obstruções dentro do sistema dos ventrículos. Quando não é ocasionada por obstruções, o alívio da pressão é feito de maneira cirúrgica, drenando o excesso de líquido de dentro dos ventrículos. Quando ocasionada por obstrução é possível fazer a drenagem, mas também é feita a desobstrução sempre que possível (Tortora & Derrickson, 2012). Essa neuropatologia é observada nas tomografias computadorizadas como uma área ventricular maior que o normal.

Outras patologias podem ser observadas pela TC, entre elas o tumor cerebral, que ocorre quando há uma multiplicação celular de forma desorganizada no tecido nervoso. Dependendo da origem do tumor ele pode ter diferentes densidades. Existe também a possibilidade das patologias não se manifestarem em mudanças que podem ser observadas nas TC.

Existem diversos tipos de métodos de diagnóstico por imagens utilizados na medicina, como a tomografia computadorizada, a ressonância magnética, a ultrassonografia, o raio-x, entre outros. As imagens médicas utilizadas neste trabalho foram as de tomografia computadorizada de cabeça, todas elas seguindo o padrão DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine* - Imagens e Comunicações Digitais em Medicina). Neste capítulo é realizada a fundamentação teórica da tomografia computadorizada e do padrão DICOM.

3.1 – Tomografia Computadorizada

A palavra tomografia, segundo o dicionário Webster, é derivada do grego e quer dizer escrita de um corte ou de uma fatia. Essa palavra descreve a técnica de fotografia de raios X pela qual um plano é fotografado (Guralnik, 1974).

Quando se consideram as capacidades dos métodos convencionais de raios X, três maiores limitações tornam-se óbvias, e estas são (Hounsfield, 1980):

- ▀ a impossibilidade de exibição, dentro de um quadro de uma imagem bidimensional, de toda a informação contida em uma imagem tridimensional, pois objetos situados em profundidade sobrepõem-se, causando confusão ao observador;
- ▀ a impossibilidade de distinção entre tecidos moles, pois, em geral, o radiograma diferencia apenas os ossos e o ar, como dentro dos pulmões. Variações de tecidos moles, como no fígado e pâncreas, não são discerníveis, e certos órgãos podem se tornar visíveis apenas com a utilização de alguns corantes radiopacos (contraste);
- ▀ a utilização de métodos convencionais de raios X impossibilita a medição, no sentido quantitativo, das densidades individuais de cada substância pela qual os raios X passam. O radiograma registra a média de absorção de vários tecidos, pelos quais os raios X penetraram, o que é de pouco uso para medição quantitativa (Hounsfield, 1980).

A chegada da tomografia computadorizada (TC) revolucionou a área de diagnóstico radiológico. Desde o início de sua utilização nos anos 70, seu uso cresce rapidamente. São

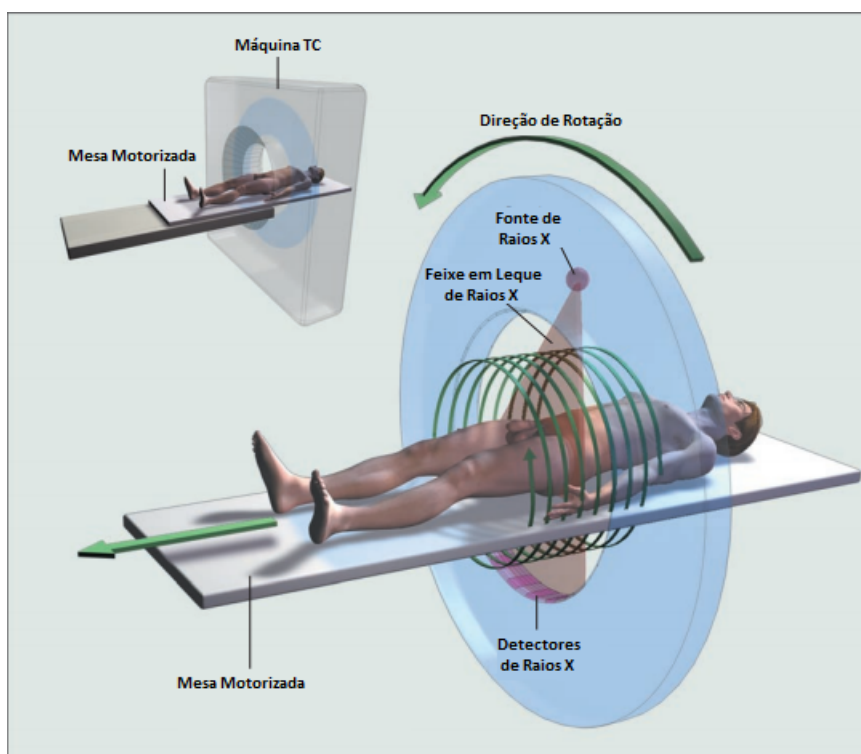
estimados que mais de 62 milhões de exames de TC foram realizados em 2007 nos Estados Unidos, incluindo no mínimo 4 milhões feitos em crianças (Brenner & Hall, 2007).

A TC consegue medir a atenuação do feixe de raios X que passa em uma seção do corpo em diferentes ângulos. E depois, com essas medições um computador é capaz de reconstruir imagens do interior do corpo. As imagens obtidas são baseadas em uma análise separada de uma série de seções transversais contínuas, separação em finos cortes (Hounsfield, 1980).

A característica mais importante da TC é a imensa sensibilidade da técnica, permitindo que tecidos moles como fígado e rins possam ser claramente diferenciados. Essa técnica também permite medir, de forma acurada, os valores de absorção de cada tecido, possibilitando a natureza do tecido em estudo (Hounsfield, 1980).

A aquisição da imagem da TC é ilustrada na Figura 3.1 e ocorre da seguinte maneira. O paciente é colocado sob uma mesa motorizada que se move pelo sistema de imagem da TC, ao mesmo tempo, uma fonte de raios X é rotacionado dentro de uma abertura circular. Um conjunto de detectores são rotacionados sincronizadamente no lado oposto do paciente. A fonte de raios X produz um feixe em forma de leque com largura variando de 1 a 20 milímetros (Brenner & Hall, 2007).

Figura 3.1 – Esquema do exame de TC.



Fonte: (Brenner & Hall, 2007).

Nas tomografias axiais, comumente usadas para exames de cabeça, a mesa está parada durante a rotação da fonte de raios X e dos detectores, depois de toda a rotação ela move para o próximo corte a ser feito. Na TC helicoidal, comuns para exames do corpo, a mesa movimenta-

se continuamente com a fonte e os detectores de raios X, produzindo exames helicoidais ou espirais (Brenner & Hall, 2007).

Na Figura 3.1 está apresentada apenas uma linha de detectores, porém nas máquinas reais existem múltiplas linhas de detectores operando lado a lado. Assim, vários cortes podem ser trabalhados simultaneamente, reduzindo o tempo total do exame. Todos esses dados são processados por um computador e produzem uma série de imagens de cortes, que representam uma visão tridimensional do órgão ou região que se deseja do corpo (Brenner & Hall, 2007).

O efeito dessa movimentação da fonte e dos detectores de raios X é adquirir várias medidas de absorção das estruturas presentes no corpo. Essas medidas são obtidas em diversos ângulos para cada um dos cortes, assim, é adquirida uma enorme quantidade de informações sobre a composição de cada corte. Posteriormente, essas informações são processadas utilizando uma técnica matemática chamada de projeção retrógrada, ou outras, como a transformada de Fourier a fim de se obter as imagens correspondentes a cada corte analisado (Hounsfield, 1980; Goldman, 2008).

Para reduzir a produção de raios secundários que degradariam a qualidade da imagem, o feixe de raios X que atravessa o corpo é colimado e fino. Os raios X que atravessam o corpo são captados por detectores de fótons e as medidas de atenuação tissular são calculadas e armazenadas no computador (Silva, 2004).

Essa atenuação é expressa em Unidades de Hounsfield (UH), nomeada em homenagem ao cientista que desenvolveu a tomografia computadorizada (Silva, 2004). Para elevar as pequenas diferenças entre diferentes tipos de tecidos, é utilizada uma transformação linear do coeficiente real de atenuação medido. Essa transformação é definida por:

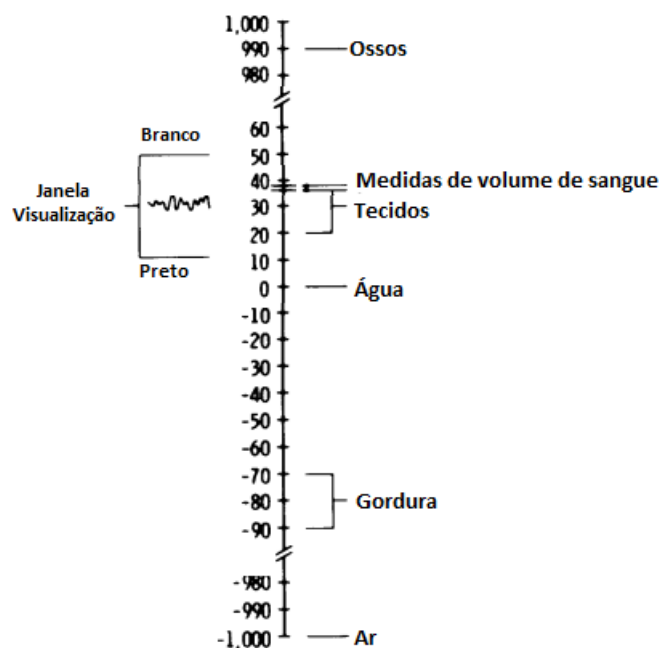
$$UH = 1000 \times \frac{\alpha_X - \alpha_{agua}}{\alpha_{agua} - \alpha_{ar}}, \quad (3.1)$$

em que α_X é o coeficiente de atenuação do tecido do material X em que o feixe de raio X está incidindo, e α_{agua} e α_{ar} são os coeficiente de atenuação da água e do ar, respectivamente. Por definição, a água na escala Hounfield é definida como 0 UH, o ar tem valores mais negativos, como -1000 UH, e os ossos, os mais positivos, cerca de 1000 UH (Hounsfield, 1980).

Dessa forma, um maior valor de atenuação em UH representa uma maior densidade do tecido representado na imagem. Na Figura 3.2 está ilustrada a Escala de Hounsfield, indicando os materiais e sua representação em unidades de Hounsfield.

A variação dos tons de cores entre o preto e o branco, podem ser restritos a uma parte muito pequena da escala. A janela é um recurso computacional que permite a escala de cinza possa ser modificada, aumentada ou diminuída, de forma a melhorar a diferenciação entre certas estruturas, dependendo da necessidade (Hounsfield, 1980).

Figura 3.2 – Escala de Hounsfield.



Fonte: (Hounsfield, 1980).

A sensibilidade pode ser melhorada, reduzindo a largura da janela, pois a TC pode gerar cerca de 2000 tons de cinza, enquanto o olho humano tem a capacidade de diferenciação de escala de cinza de apenas 10 a 60 tons (Junior, 2010).

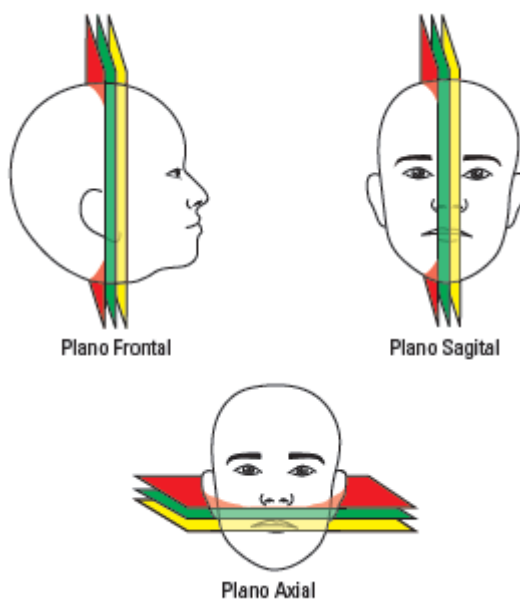
A janela é uma forma de mostrar apenas uma faixa de tons de cinza que é interessante, de forma a adaptar a capacidade de visualização dos dados obtidos. Na janela é definida a abertura, que determina o número máximo de tons de cinza entre o valor numérico em UH do branco e do preto. A utilização de diferentes janelas permitem observar diferentes estruturas de cada vez (Hounsfield, 1980).

A TC é um método de diagnóstico que permite obtenção de uma secção do corpo humano no plano axial, e ainda é possível com a utilização de recursos computacionais a reconstrução nos outros dois planos do espaço (Figura 3.3) (Goldman, 2008). Como as imagens originais obtidas em um exame de TC são as do plano axial, nesse trabalho essas foram as imagens de cabeça utilizadas no processamento.

Na Tabela 3.1 estão ilustrados os valores de atenuação de todos os tecidos e estrutura presentes na TC de crânio. A aparência desses componentes relacionados obedece a regra de que quanto maior seu valor de atenuação sua representação em tons de cinza é mais branca, e quanto menor esse valor de atenuação, mais a sua aparência apresentada aproxima-se da cor preta.

Quando há o AVCi está em sua fase aguda, entre 2 a 4 horas do acometimento, existe um aumento de 6% do nível de água no conteúdo celular (Unger *et al.*, 1987). Com o aumento de 1% em água no tecido representa a diminuição da densidade na tomografia em 2,5 UH. Dessa forma, ocorre uma diminuição de 15 UH após 4 horas de início da patologia (Unger *et al.*, 1988),

Figura 3.3 – Desenho esquemático de cortes nos três planos do espaço.



Fonte: (Garib *et al.*, 2007).

como o AVCi ocorre na substância cinzenta, então a faixa de valores de atenuação para o local dessa isquemia é de 20 a 25.

É possível perceber que a faixa de valores para o AVCi é bem próxima dos valores de atenuação da substância branca, então a localização dos ventrículos e exclusão da área periventricular onde está localizada é importante para que não haja a identificação dessa área fisiológica como o AVCi. Além disso, podem haver alguns pontos em que haja um acúmulo um pouco maior ou menor de água do que foi estimado, então os valores dos limiares utilizados e apresentados na Seção 6.2 foram baseados nessas informações e em alguns testes com auxílio de um médico radiologista.

Na fase aguda do AVCh há o extravasamento de sangue para o tecido cerebral e como o sangue agudo possui valores de atenuação de 80 a 85 UH que são maiores do que os dos tecidos em sua conformidade normal, então a área de hemorragia está representada aproximadamente com esses valores de atenuação.

Tabela 3.1 – Valores de atenuação.

Tecido	Valores de atenuação
Metal	1.000
Osso/Cálcio	100 a 1.000
Sangue Agudo	80 a 85
Sangue Subagudo	25 a 50
Sangue Crônico	0 a 25
Substância Cinzenta	35 a 40
Substância Branca	25 a 30
Água	0
Gordura	-100
Ar	-1.000

3.2 – Imagens DICOM

Nos anos 70, com a introdução da TC seguida por outros métodos digitais de diagnóstico por imagens, e com o aumento do uso de computadores para aplicações clínicas, a comissão ACR-NEMA (*American College of Radiology - National Electrical Manufacturers Association* – Universidade Americana de Radiologia - Associação Nacional dos Fabricantes Elétricos) reconheceu a necessidade emergente de um novo método padrão de transferência de imagens e suas informações associadas entre os dispositivos e os usuários (Association & of Radiology, 1998).

O padrão DICOM surgiu nesse contexto, e ele compreende o conjunto de especificações detalhadas de como formatar e trocar imagens associadas a suas informações adicionais (Association & of Radiology, 1998).

O objetivo inicial da criação do DICOM pela comissão ACR-NEMA em 1983 era desenvolver uma interface entre os equipamentos de imagens médicas (TC, RM, ultrassonografia, etc.) e qualquer dispositivo que necessite se comunicar, como os vários sistemas de informações de hospitais. E ainda permitir a criação de bases de dados com informações de diagnósticos que poderiam ser utilizados, vistos por uma ampla variedade de dispositivos de todo o mundo (Clunie, 2000), (Association & of Radiology, 1998).

Além das especificações para o *hardware*, o padrão DICOM também especifica um conjunto consistente de formato de dados, sendo necessário um mínimo conjunto de comandos de *software* que possibilite a visualização e a interpretação correta das imagens (Clunie, 2000), (Association & of Radiology, 1998).

Esse padrão é responsável pelas especificações das ligações de dispositivos de armazenamento e redes normatizadas. E também é responsável pela comunicação e arquivamento de imagens digitais, obtidas pela TC, ressonância magnética, ultrassonografia, entre outros métodos de diagnóstico por imagens. Há uma facilitação da operação em um

ambiente de rede. Assim, o principal objetivo desse padrão é facilitar a transferência e interpretação das imagens médicas e suas informações adicionais (Association & of Radiology, 1998).

Apesar desse padrão ter sido desenvolvido inicialmente com ênfase nos diagnósticos de imagens médicas, praticado na radiologia, cardiologia e áreas relacionadas, o padrão é aplicável a uma ampla variedade de informações de imagens ou não trocadas na clínica médica ou em outros ambientes (Association & of Radiology, 1998).

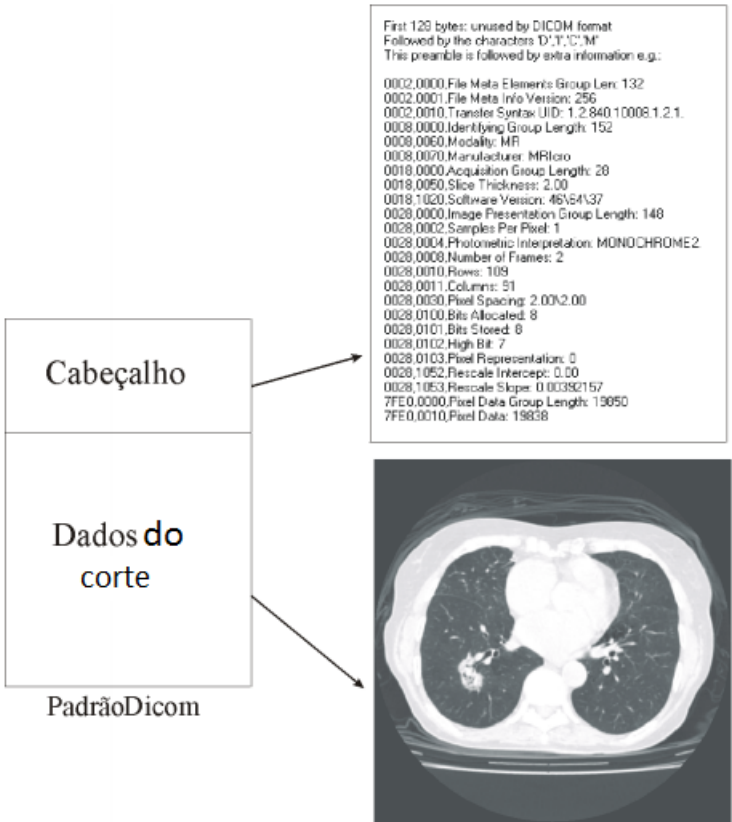
O padrão DICOM está em evolução, mas todas atualizações devem manter a compatibilidade eficaz com as versões anteriores. A adoção desse padrão pelas indústrias de imagens médicas possibilita novas oportunidades de aumento de qualidade e eficiência nos cuidados aos pacientes. Permitindo que informações de um paciente percorra vários lugares diferentes através de um modem, barateando e aumentando a rapidez do cuidado à saúde (Association & of Radiology, 1998).

Um arquivo DICOM é composto por um cabeçalho e definições de imagem. As informações como nome do paciente, tipo de equipamento utilizado para obter a imagem, dimensões da imagem, entre outras, estão contidas no cabeçalho. Contudo, a imagem propriamente dita está nas definições. Para melhorar o desempenho na transferência as imagens podem ser compactadas para reduzir o tamanho (dic, n.d.). Na Figura 3.4 está ilustrada a estrutura da imagem no formato DICOM.

A TC armazena imagens no padrão DICOM, cada *pixel* dessa imagem é formado por 16 *bits*, 4 *bits* de informação textual e 12 *bits* de exibição. O valor de atenuação de um *pixel* localizado em (i, j) é expresso em unidades de Hounsfield (UH), que é relacionado com o nível de cinza da imagem DICOM, $Y(i, j)$ (equação 3.2). A configuração do redimensionamento de inclinação (m) e de interceptação (a) encontram-se nas informações textuais da imagem DICOM e, tipicamente, possuem os valores de 1 para a inclinação e de -1024 para a interceptação (Tan *et al.*, 2012; Jaroš *et al.*, 2017). O intervalo dinâmico da UH é amplo, de -1000 UH até 1000 UH.

$$UH(i, j) = m \times Y(i, j) + a \quad (3.2)$$

Figura 3.4 – Estrutura de uma imagem no padrão DICOM.



Fonte: (Silva, 2004).

Processamento Digital de Imagens

Uma imagem é uma função bidimensional, $f(x, y)$, em que x e y são as coordenadas espaciais e a amplitude de $f(\cdot, \cdot)$ é a intensidade ou tom de cinza da imagem nesse ponto do espaço. Se x , y e o valor de f são finitos e discretos essa é chamada uma imagem digital. As técnicas voltadas para a análise desses dados multidimensionais, feitas por um computador digital referem-se ao processamento digital de imagens. Ou seja, a manipulação de uma imagem por meio de um computador para melhorar o aspecto físico das imagens, ou fornecer aspectos para uma interpretação mais completa da imagem, gerando informações que podem ser submetidas a outros processamentos (Gonzalez & Woods, 2010).

O processamento digital de imagens está presente em diversas áreas, como análise de recursos naturais e meteorologia através de imagens de satélites (Tian *et al.*, 2017), transmissão digital de sinais de televisão (Yfantis *et al.*, 2017), análise de imagens biomédicas (Velagapudi *et al.*, 2017; Jaroš *et al.*, 2017), entre outras. Permite analisar imagens em várias regiões do espectro eletromagnético, e também possibilita a integração de diversos tipos de dados (Gonzalez & Woods, 2010).

4.1 – Imagem Digital

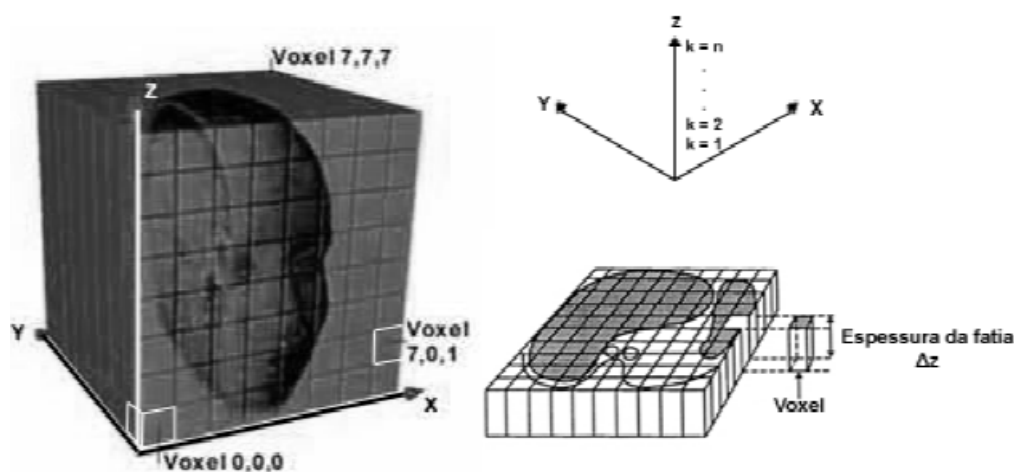
Uma imagem digital é um conjunto bidimensional de números que representam de forma discreta a distribuição da intensidade de sinal no espaço. Esse conjunto de elementos de imagem (*pixels – picture element*) está espacialmente organizado em uma matriz de duas dimensões, cuja posição é dada por (x, y) . Cada *pixel* é associado a um tom de cinza, que pode ser expresso, de forma genérica, como $f(x, y)$. Se cada elemento de imagem for armazenado em n bits, o número de tons de cinza que ocorrem na imagem digital é 2^n (Scuri, 1999). Quanto maior o número de n maior é o nível de detalhamento da imagem digital, porém também maior espaço na memória que essa imagem ocupará.

O sinal espacial contínuo é amostrado em intervalos regulares e a intensidade de cada elemento formador da imagem real é quantificado em um número finito de níveis. A intensidade em cada localização de *pixel* (x, y) é definida pelos canais de cor da imagem digital (Gonzalez & Woods, 2010). Neste trabalho são utilizadas imagens com apenas um canal de cor, os valores de cada *pixel* em tons de cinza representam o nível de sinal naquele ponto da imagem.

A aquisição de imagens médicas digitais pode ser realizada por meio de técnicas invasivas e não invasivas. Quando se insere quaisquer instrumentos no interior do corpo humano, caracteriza-se um método invasivo, como angiografia, imagens de medicina nuclear, endoscopia, entre outros. Os métodos não invasivos incluem o raio X convencional, ressonância magnética, tomografia computadorizada, ultrassonografia, entre outros (Silva, 2004). Como comentado anteriormente, as imagens utilizadas neste trabalho foram obtidas por TC.

Na TC os dados volumétricos extraídos são adquiridos em forma de imagens de cortes paralelos uniformemente espaçados, cortes axiais do paciente. Nas áreas de maior interesse, os cortes são feitos mais próximos um do outro (Silva, 2004). Na Figura 4.1 estão apresentados tridimensionalmente uma imagem de cabeça e o corte da região utilizada para ser formada uma imagem.

Figura 4.1 – Representação tridimensional do *voxel* e da obtenção dos cortes.



Fonte: (Gessele, 2007).

Uma imagem produzida associa-se a uma localização k , em que $k = 1, 2, \dots, n$, no eixo z e uma espessura $\Delta z = e$ em torno dessa localização, sendo assim formado um cubóide. Os cubóides menores, resultado de subdivisões, são chamados *voxel* (*volume element*), equivalente a um *pixel* tridimensional. Cada *voxel* associa-se a um *pixel* da imagem, e o valor de cada *pixel* representa a média das atenuações dos raios X no volume interno do corpo, que corresponde ao *voxel* (Silva, 2004).

O valor representado em cada *voxel* é um número inteiro, proporcional ao tom de cinza do *pixel* correspondente na imagem. Representa a propriedade física medida no volume representado pelo *voxel*, na TC, essa grandeza física é a atenuação tissular, densidade do tecido. Quanto maior a densidade, maior a atenuação e, dessa forma, maior o valor do *pixel* referente a esse tecido na imagem (Silva, 2004).

4.2 – Histograma

O histograma de uma imagem descreve a distribuição estatística dos níveis de cinza, descrevendo o número de *pixels* que cada nível de cinza possui. É utilizado no processamento de imagens para várias aplicações como no realce de imagens, na compressão e segmentação, fornecendo informações estatísticas úteis da imagem (Gonzalez & Woods, 2010).

O vetor que contém o número de *pixels* em cada nível de cinza da imagem $M \times N$ é definido como o histograma $h(i)$, e dado por:

$$h(i) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \delta(f(m, n) - i), \quad i = 0, 1, \dots, 255. \quad (4.1)$$

em que,

$$\delta(w) = \begin{cases} 1, & w = 0 \\ 0, & \text{outros casos} \end{cases}. \quad (4.2)$$

Assim, a imagem digital é definida pela distribuição espacial de intensidade do sinal $f(m, n)$, em que f é a intensidade do *pixel*, e m e n define a posição do *pixel* como um par ortogonal, horizontal e vertical. Assumindo que a imagem possui M linhas e N colunas, e a imagem tem I_{cinza} níveis quantificados de intensidade (níveis de cinza), com os valores variando de 0 a 255 (Sonka & Fitzpatrick, 2000).

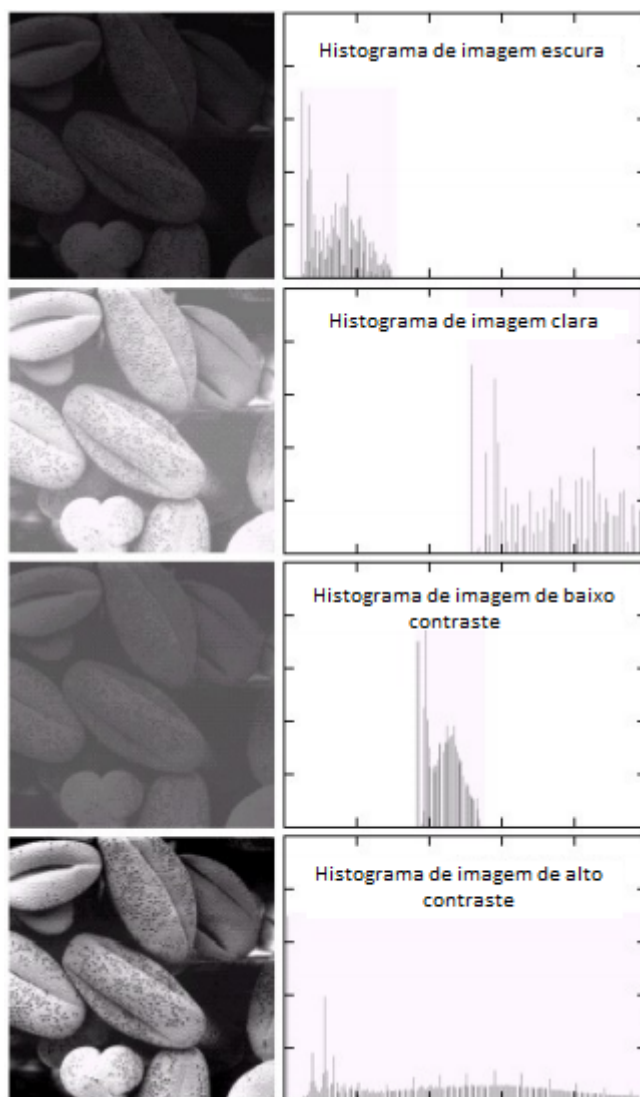
O histograma é uma das ferramentas mais úteis e simples no processamento de imagens. E informações espaciais não são representadas no histograma. Essa ferramenta também pode ser definida como uma função de distribuição de probabilidade ou de frequência, como mostrado na equação 4.3. Representa também a normalização do histograma, dividindo cada componente pelo número total de *pixels* $M \times N$ (Gonzalez & Woods, 2010).

$$p(r_k) = \frac{n_k}{MN} \quad (4.3)$$

Em que $p(r_k)$ representa a probabilidade de ocorrência do nível de cinza de valor r_k , e o produto MN representa o número total de *pixels* (Gonzalez & Woods, 2010).

Os histogramas de várias imagens estão exemplificados na Figura 4.2, em que estão representados quatro tipo de imagens: escura, clara, baixo contraste e alto contraste.

Figura 4.2 – Quatro imagens diferentes e seus respectivos histogramas.



Fonte: (Gonzalez & Woods, 2010).

4.3 – Segmentação de Imagens

A segmentação de imagens é uma técnica de processamento utilizada para classificar ou agrupar uma imagem em diversas partes separadas, realizando o agrupamento de *pixels* que formam uma região homogênea e uniforme. Esse método é baseado nas características dos *pixels*, como nível de cinza apresentado, cor, textura, intensidade, entre outras (Sumi, 2010; Haralick, 1983).

A divisão da imagem em estruturas de significado é normalmente uma etapa essencial para análise de imagem, representação de objetos, visualização, e outras tarefas de processamento de imagem. A segmentação de imagens visa a divisão independente de domínios, das regiões visualmente distintas e homogêneas relativas à certas propriedades. O objetivo principal da segmentação é diferenciar claramente o objeto em estudo e o fundo na imagem, e consiste em uma das tarefas mais difíceis no processamento. A precisão dessa divisão determina

a eficácia final dos procedimentos de análise computadorizada (A. M. Khan, 2013; Muñoz *et al.*, 2003; Gonzalez & Woods, 2010).

Se R representa uma imagem, então a segmentação da imagem é simplesmente a divisão de R em n subregiões (R_1, R_2, \dots, R_n) .

$$R = \bigcup_{i=1}^n R_i. \quad (4.4)$$

Que segue as seguintes regras:

- ⇒ R_i é um conjunto de *pixels* com características semelhantes, $i = 1, 2, \dots, n$;
- ⇒ $R_i \cap R_j = \emptyset$ para todo i e j , se $i \neq j$;
- ⇒ $Q(R_i) = \text{Verdadeira}$ para $i = 1, 2, \dots, n$;
- ⇒ $Q(R_i \cup R_j) = \text{Falsa}$ para quaisquer regiões adjacentes R_i e R_j .

O operador $Q(R_k)$ é uma propriedade lógica definida pelos pontos no conjunto R_k , e o \emptyset é o conjunto nulo. Se a união de duas regiões forma um conjunto conexo, então R_i e R_j são ditas adjacentes (Gonzalez & Woods, 2010).

As propriedades básicas de valores de intensidade em que se baseiam a maioria dos algoritmos de segmentação são: descontinuidade e similaridade. A abordagem da primeira categoria baseia-se nas mudanças bruscas de intensidade, as bordas. A segmentação baseada na similaridade é baseada na divisão da imagem em regiões semelhantes de acordo com critérios pré-definidos, limiarização, crescimento de regiões, e a divisão e fusão de regiões. Existem inúmeros outros métodos de segmentação como os baseados em *pixels*, baseado em gráficos como o histograma, baseadas em regiões, utilizando o conceito de *watersheds* (bacias hidrográficas), métodos híbridos, entre outros (Gonzalez & Woods, 2010).

A segmentação de imagens é muito utilizada em aplicações médicas para análise de alguns órgãos (Alves *et al.*, 2005), para diagnóstico de anormalidades nas imagens médicas (Pham *et al.*, 2000; Raja *et al.*, 2009), entre outros objetivos. Uma das técnicas de segmentação de imagens médicas utilizadas neste trabalho é a baseada em intensidade, em limiarização global simples e no Método de Otsu (Otsu, 1975) que otimiza esse limiar global. Outra técnica de segmentação utilizada foi o ACO e formação de agrupamentos, utilizando algoritmo *k-means*, todas essas técnicas citadas são apresentadas a seguir.

4.3.1 – Segmentação por Intensidade

A segmentação por intensidade ou limiarização (*threshold*) é uma das técnicas mais simples e uma das mais utilizadas na segmentação, devido a sua facilidade de implementação e

sua velocidade de processamento. A divisão da imagem em regiões é feita diretamente com base no valor da intensidade do *pixel* e ou propriedades desse valor (Gonzalez & Woods, 2010).

A limiarização é uma técnica que classifica a imagem em duas classes, e funciona pela definição que *pixels* que possuem uma faixa de valores representam uma classe, e o resto dos *pixels* representam outra. O limiar pode ser aplicado de forma global ou local. A limiarização global identifica o objeto e o fundo comparando os *pixels* com um limiar definido (*threshold*) e utiliza a binarização para segmentar a imagem.

Os *pixels* que apresentam maiores intensidades do que o limiar são considerados objeto e atribuídos a eles o valor binário 1, e aos outros, são atribuídos valor binário 0, e são definidos como fundo da imagem. Essa técnica é extremamente rápida, possui baixo custo computacional, podendo ser usada em aplicações em tempo real (Nagabhushana, 2005) e é dada por:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } i(x, y) \geq T \\ 0, & \text{se } i(x, y) < T \end{cases}, \quad (4.5)$$

em que $g(x, y)$ é a imagem de saída, $i(x, y)$ a imagem de entrada e T o limiar definido. Quando o valor de T é uma constante aplicada a toda imagem, o processo recebe o nome de limiarização global. Se o valor de T não permanece igual em toda imagem, trata-se de uma limiarização variável. Se o valor do limiar depender das propriedades da vizinhança (x, y) , ocorre uma limiarização local (Gonzalez & Woods, 2010).

Se por acaso houver um histograma com três modos, ou picos dominantes de difícil limiarização, pode-se optar pela limiarização múltipla que classifica ponto (x, y) em três classes, e de acordo com a equação 4.6 a imagem segmentada é obtida (Gonzalez & Woods, 2010), com valores diferentes de intensidade para a , b e c .

$$g(x, y) = \begin{cases} a, & \text{se } i(x, y) > T_2 \\ b, & \text{se } T_1 < i(x, y) \leq T_2 \\ c, & \text{se } i(x, y) \leq T_1 \end{cases}. \quad (4.6)$$

Em que T_1 e T_2 representam os dois valores de limiar utilizados para a divisão em três classes.

4.3.2 – Método de Otsu

O Método de Otsu utiliza o histograma da imagem para estabelecer um limiar ótimo de separação entre o objeto e o fundo da imagem, cada qual com suas características próprias (média, variância, desvio padrão, entre outras). O limiar de Otsu binariza a imagem em duas classes, uma classe formada pelos *pixels* que compõem o fundo da imagem e outra classe pelos *pixels* que compõem o objeto. Esse limiar é obtido automaticamente com base na análise discriminante¹. O limiar ótimo objetiva principalmente aumentar a variância entre as classes, e consequentemente, diminuir a variância dentro de uma classe (Otsu, 1975).

¹Técnica estatística para reconhecimento de padrões (Hair-Junior *et al.*, 2009).

Considerando um histograma normalizado de uma imagem que possui intensidades representada por I_{cinza} níveis de cinza $[1, 2, \dots, I_{cinza}]$, em cada nível i existe uma quantidade de *pixels* n_i . O número total de *pixels* da imagem (MN) pode ser denotado por $MN = n_1 + n_2 + \dots + n_{I_{cinza}}$ (Otsu, 1975). O histograma em tons de cinza é normalizado e considerado como uma distribuição de probabilidade que é determinada pela equação 4.7.

$$p_i = \frac{n_i}{MN}, \quad p_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^{I_{cinza}} p_i = 1 \quad (4.7)$$

Os *pixels* da imagem podem ser separados em duas classes C_0 e C_1 por um limiar no nível th . Essas duas classes representam o objeto e o fundo existentes na imagem (Otsu, 1975).

Considerando que C_0 corresponde aos *pixels* com níveis $[1, \dots, th]$, e C_1 aos *pixels* com níveis $[th+1, \dots, I_{cinza}]$, a probabilidade de ocorrência da classe (w_i) e a média das classes (μ_i) podem ser determinadas, respectivamente, pelas equações de 4.8 a 4.13. E w_{th} representa a probabilidade de ocorrência de C_0 possuindo th níveis de intensidade, w_0 é a probabilidade de ocorrência da classe C_0 e w_1 é a probabilidade de ocorrência da classe C_1 .

$$w_0 = P(C_0) = \sum_{i=1}^{th} p_i = w(th) \quad (4.8)$$

$$w_1 = P(C_1) = \sum_{i=th+1}^{I_{cinza}} p_i = 1 - w(th) \quad (4.9)$$

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^{th} iP(i | C_0) = \sum_{i=1}^{th} i \frac{P(C_0 | i)P(i)}{P(C_0)} = \sum_{i=1}^{th} \frac{ip_i}{w_0} = \frac{\mu(th)}{w(th)} \quad (4.10)$$

$$\mu_1 = \sum_{i=th+1}^{I_{cinza}} iP(i | C_1) = \sum_{i=th+1}^{I_{cinza}} i \frac{P(C_1 | i)P(i)}{P(C_1)} = \sum_{i=th+1}^{I_{cinza}} \frac{ip_i}{w_1} = \frac{\mu_T - \mu(th)}{1 - w(th)} \quad (4.11)$$

$$\mu(th) = \sum_{i=1}^{th} ip_i \quad (4.12)$$

$$\mu_T = \mu(I_{cinza}) = \sum_{i=1}^{I_{cinza}} ip_i \quad (4.13)$$

Em que μ_T é a média total das intensidades de cinza da imagem original. As variâncias das classes C_0 e C_1 são dadas por (Otsu, 1975):

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^{th} (i - \mu_0)^2 P(i | C_0) = \sum_{i=1}^{th} (i - \mu_0)^2 \frac{p_i}{w_0} \quad (4.14)$$

e

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=th+1}^{I_{cinza}} (i - \mu_1)^2 P(i | C_1) = \sum_{i=th+1}^{I_{cinza}} (i - \mu_1)^2 \frac{p_i}{w_1}. \quad (4.15)$$

A soma das variâncias intra-classes é definida por (Otsu, 1975):

$$\sigma_w^2 = w_0 \sigma_0^2 + w_1 \sigma_1^2. \quad (4.16)$$

Para determinar o limiar ótimo, th^* , a variância dentro de uma mesma classe é calculada para todos os possíveis valores de th . O limiar ótimo será o valor de th que minimiza essa soma das variâncias intra-classe, e também pode ser calculado maximização da variância extra-classe, as duas abordagens obtém o mesmo valor de limiar ótimo (Gonzalez & Woods, 2010).

4.3.3 – Segmentação por Agrupamento

A segmentação por agrupamentos é um método de segmentação de imagens não supervisionado, por definição, agrupar é a classificação de objetos em diferentes classes (*clusters*). Dessa forma, a classificação dos elementos da imagem é realizada em um número finito de grupos, em que esse número de grupos é definido. Nesse método não existem estágios de treinamento e, baseado em alguma característica em comum, os *pixels* são agrupados juntos e formam uma classe ou um grupo. Essas características semelhantes podem ser diversas, como a proximidade, textura, nível de cinza e vizinhança, entre outras medidas de similaridade entre *pixels* (Jaroš *et al.*, 2017; Dhanachandra & Chanu, 2017).

Uma das características mais utilizadas é a proximidade utilizando a métrica da distância Euclidiana, mas também existem outras formas, como a distância quarteirão, a distância xadrez (Gonzalez & Woods, 2010), entre outras. Existem também diferentes tipos de métodos de segmentação por agrupamento, como o algoritmo *k-means* (Khanmohammadi *et al.*, 2017), *Fuzzy C-means* (Jose *et al.*, 2014), baseado na subtração (Dhanachandra *et al.*, 2015), entre outros. O método segmentação por agrupamento utilizado nesse trabalho foi o algoritmo *k-means*.

Algoritmo K-means

O método do algoritmo *k-means* classifica os MN *pixels* da imagem em k grupos, em que k é um valor inteiro e $k < MN$. Para cada um dos grupos em que a imagem foi dividida é atribuído um valor médio dos tons de cinza dos *pixels* que o compõe que o representará. O

objetivo desse método é diminuir a quantidade de níveis de cinza a serem analisadas para a segmentação (Takahashi *et al.*, 2005).

Considerando uma imagem com uma resolução $M \times N$, k é número de grupos, $f(x, y)$ são os *pixels* de entrada e c_k é o centroide do grupo. O método do algoritmo *k-means* funciona da seguinte forma (Dhanachandra *et al.*, 2015):

- ➡ Inicialização do número de grupos e dos centroides;
- ➡ Para cada *pixel* da imagem, realização do cálculo da distância Euclidiana (d) entre o centroides e cada *pixel*, utilizando a equação 4.17;

$$d = \| f(x, y) - c_k \| \quad (4.17)$$

- ➡ Definição de todos os *pixels* como pertencentes aos centroides mais próximos, baseado no cálculo da distância d ;
- ➡ Após a definição de todos os *pixels*, realização novamente do cálculo da nova posição dos centroides utilizando a relação abaixo:

$$c_k = \frac{1}{k} \sum_{y \in c_k} \sum_{x \in c_k} f(x, y). \quad (4.18)$$

- ➡ Repetição dos cálculos das distâncias entre os *pixels* e cada um dos centroides e dos cálculos da adequação da posição do centroide até que a classificação dos *pixels* não se modifique ou que os centroides não mudem.

4.4 – Filtro da Mediana

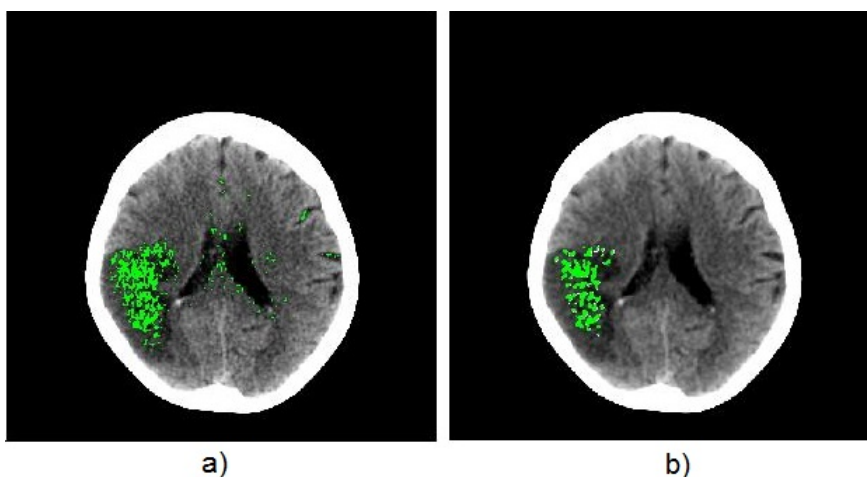
O filtro da mediana é o filtro de estatística de ordem mais conhecido, definido como filtro especial cuja resposta é baseada na ordenação dos valores dos *pixels* na área da imagem e depois a escolha do valor central após a ordenação. O resultado dessa classificação determina a resposta do filtro, que substitui o valor do *pixel*, como definido na equação 4.19 (Gonzalez & Woods, 2010).

$$g(x, y) = \text{mediana}\{f(s, t)\} \quad (s, t) \in S_{xy} \quad (4.19)$$

Em que $g(\cdot, \cdot)$ é o valor da imagem após a filtragem no ponto (x, y) , que corresponde a mediana da imagem $f(s, t)$ na área definida por S_{xy} . Essa área S_{xy} é o conjunto de coordenadas em uma subimagem retangular de tamanho $m \times n$, centrada no ponto (x, y) . O valor do ponto (x, y) é levado em conta no cálculo da mediana (Gonzalez & Woods, 2010).

Esse filtro é bastante popular para reduzir o ruído aleatório e com menor borramento do que outros filtros, além de possuir grande eficácia na presença de ruído impulsivo. Também é utilizado para diminuir pontos dispersos e isolados em uma imagem (Gonzalez & Woods, 2010). O resultado da aplicação de um filtro de mediana neste trabalho pode ser observado na Figura 4.3, em que os pontos verdes dispersos são reduzidos.

Figura 4.3 – Imagem com ruído (a) e após a aplicação do filtro da mediana (b).



Fonte: Elaborada pela autora.

4.5 – Processamento Morfológico

A morfologia matemática pode ser aplicada em várias áreas de processamento e análise de imagens. É uma ferramenta para extrair da imagem componentes de representação e de descrição da forma de uma região, como fronteiras, esqueletos, etc. Pode ser utilizada para filtragem, segmentação, detecção de bordas, esqueletização, afinamento, dentre outras (Soille, 2013).

A extração de informações relativas à geometria de uma imagem, baseada na transformação utilizando um conjunto completamente definido (elemento estruturante) é o princípio básico da morfologia matemática. Dessa forma, a base da morfologia matemática é a teoria de conjuntos (Gonzalez & Woods, 2010).

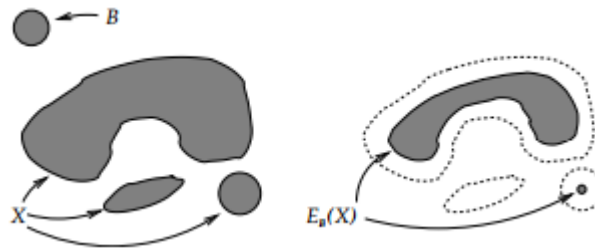
4.5.1 – Erosão e Dilatação

A erosão é a operação morfológica a partir da qual são removidos da imagem os *pixels* que não atendem um padrão definido anteriormente. E a dilatação, a operação a partir da qual uma pequena área representante de um *pixel* é alterada para um dado padrão. Esses são os operadores elementares responsáveis pelas transformações singulares, que são usados na criação de transformações mais complexas, como os filtros morfológicos, o preenchimento de buracos, a extração de contornos e o reconhecimento de padrões (Queiroz & Gomes, 2006).

Em geral, a erosão reduz as dimensões do objeto, a partir de um elemento estruturante pré-definido. Por outro lado, a dilatação faz com que o objeto cresça no tamanho. A forma e o quanto a imagem expande ou reduz depende, necessariamente, do elemento estruturante. A aplicação de uma transformação de dilatação ou erosão sem especificação de um elemento estruturante não produz efeito algum (Queiroz & Gomes, 2006).

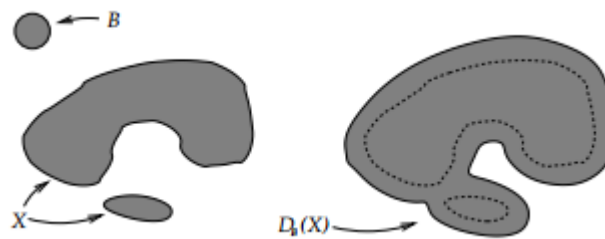
A operação morfológica de erosão está ilustrada na Figura 4.4, assim como a de dilatação está ilustrada na Figura 4.5.

Figura 4.4 – Erosão do conjunto X por um elemento estruturante B .



Fonte: (Stenning *et al.*, 2012).

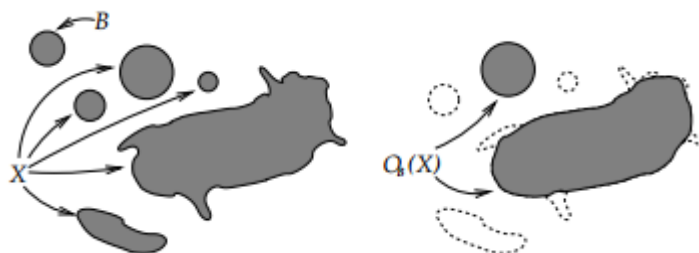
Figura 4.5 – Dilatação do conjunto X por um elemento estruturante B .



Fonte: (Stenning *et al.*, 2012).

4.5.2 – Abertura

A dilatação e a erosão removem informação e, em geral, perdem informações que não podem ser recuperadas. A definição do reflexo, \check{A} , de um conjunto A é: $\check{A} \equiv \{-a \mid a \in A\}$. Dessa maneira, \check{A} é o espelho da imagem A em relação a origem. A abertura em geral suaviza os contornos de uma imagem, quebra intercomunicações estreitas entre regiões e elimina proeminências delgadas. A Figura 4.6 é um exemplo de abertura.

Figura 4.6 – Abertura do conjunto X por um elemento estruturante B .

Fonte: (Stenning *et al.*, 2012).

4.6 – Detecção de Bordas

Uma borda é o limite ou a fronteira entre duas regiões com valores de luminância relativamente distintos. Assume-se que as regiões em questão são suficientemente homogêneas, de maneira que a transição entre duas regiões pode ser determinada com base apenas na descontinuidade dos níveis de cinza.

A maioria das técnicas para detecção de bordas utiliza o cálculo de um operador local diferencial. Esse operador é utilizado porque em imagens reais as descontinuidades abruptas são incomuns, devido às componentes de baixa frequência ou da suavização produzida pela maior parte dos dispositivos. Bordas em imagens digitais são, em geral, levemente borradas devido à amostragem (Pedrini & Schwartz, 2007).

A utilização do operador local diferencial pode ser realizada usando a primeira e a segunda derivada. A primeira derivada em imagens é positiva nas transições da região escura para a região clara, negativa nas transições da região clara para escura e nula nas áreas de nível de cinza constante. Por outro lado, a segunda derivada é positiva na parte da transição associada ao lado mais escuro da borda, negativa na parte da transição associada ao lado mais claro da borda e nula nas áreas de nível de cinza constante.

Portanto, a magnitude da primeira derivada pode ser utilizada na detecção de uma borda em uma imagem, enquanto a segunda derivada gera um cruzamento em zero, ou seja, uma indicação de que há uma mudança de sinal na transição dos níveis de cinza, permitindo a localização das bordas em uma imagem.

A análise está limitada a um perfil horizontal unidimensional, mas a abordagem pode ser aplicada a uma borda de qualquer orientação da imagem. A primeira derivada em qualquer ponto da imagem é obtida usando a magnitude do gradiente naquele ponto e a segunda derivada é obtida similarmente utilizando o laplaciano (Pedrini & Schwartz, 2007).

Operador de Sobel

Como uma imagem depende de duas coordenadas espaciais, as bordas da imagem podem ser expressas por derivadas parciais. Um operador comumente utilizado em diferenciação

de imagens é o gradiente, que é um vetor cuja direção indica os locais nos quais os níveis de cinza sofrem maior variação.

O vetor gradiente, na forma matricial, de uma imagem pode ser expresso como:

$$\begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (4.20)$$

A partir da análise vetorial, observa-se que o vetor gradiente aponta na direção da mudança mais rápida de f na posição (x, y) . Em detecção de bordas, a magnitude desse vetor é uma quantidade importante, geralmente chamada simplesmente de gradiente e denotada por ∇f , em que G_x e G_y são os gradientes em x e y , respectivamente.

$$\nabla f = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (4.21)$$

Essa quantidade equivale a maior taxa de aumento de $f(x, y)$ por unidade de distância na direção de ∇f . Comumente, aproxima-se o gradiente com valores absolutos

$$\nabla f \approx |G_x| + |G_y|. \quad (4.22)$$

A direção do vetor gradiente é também uma medida importante. Seja $\theta(x, y)$ o ângulo de direção do vetor ∇f na posição (x, y) . Então, a partir da análise vetorial, tem-se:

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right), \quad (4.23)$$

em que o ângulo é medido em relação ao eixo x .

Uma mudança em intensidade pode ser detectada pela diferença entre os valores de *pixels* adjacentes. Dessa forma, bordas verticais podem ser detectadas pela diferença horizontal entre pontos, enquanto bordas horizontais podem ser detectadas pela diferença vertical entre os pontos adjacentes da imagem.

Seja a região da imagem mostrada na Figura 4.7, em que os valores denotam os níveis de cinza dos *pixels*. A magnitude do gradiente (equação 4.21), pode ser aproximada no ponto $f(x, y)$ de várias maneiras. Uma forma simples consiste em usar a diferença $f(x, y) - f(x + 1, y)$ na direção de x e $f(x, y) - f(x, y + 1)$ na direção y , combinadas como:

$$\nabla f \approx \sqrt{[f(x, y) - f(x + 1, y)]^2 + [f(x, y) - f(x, y + 1)]^2}. \quad (4.24)$$

Figura 4.7 – Região da imagem formada por 3×3 *pixels*.

$f(x - 1, y - 1)$	$f(x, y - 1)$	$f(x + 1, y - 1)$
$f(x - 1, y)$	$f(x, y)$	$f(x + 1, y)$
$f(x - 1, y + 1)$	$f(x, y + 1)$	$f(x + 1, y + 1)$

Uma outra abordagem para a aproximação da equação 4.21 é usar as diferenças cruzadas

$$\nabla f \approx \sqrt{[f(x, y) - f(x + 1, y + 1)]^2 + [f(x, y + 1) - f(x + 1, y)]^2}, \quad (4.25)$$

ou usar os valores absolutos

$$\nabla f \approx |f(x, y) - f(x + 1, y + 1)| + |f(x, y + 1) - f(x + 1, y)|. \quad (4.26)$$

O operador de Sobel (Gao *et al.*, 2010) aproxima a magnitude do gradiente com a diferença de valores ponderados dos níveis de cinza da imagem, como:

$$G_x \approx [f(x + 1, y - 1) + 2f(x + 1, y) + f(x + 1, y + 1)] - [f(x - 1, y - 1) + 2f(x - 1, y) + f(x - 1, y + 1)] \quad (4.27)$$

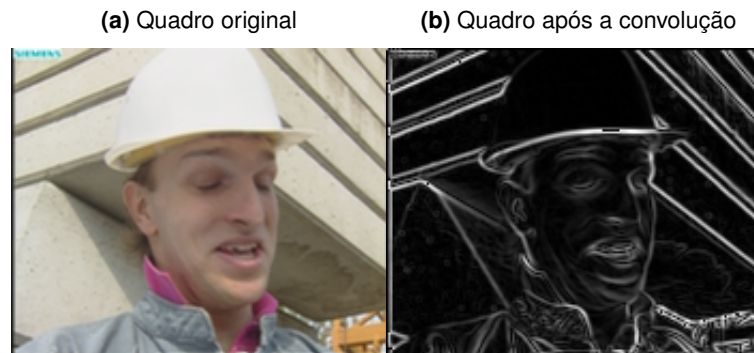
$$G_y \approx [f(x - 1, y + 1) + 2f(x, y + 1) + f(x + 1, y + 1)] - [f(x - 1, y - 1) + 2f(x, y - 1) + f(x + 1, y - 1)].$$

As máscaras mostradas na equação 4.28 implementam o operador de Sobel

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

em que, os níveis de cinza dos *pixels* de uma região são sobrepostos pelas máscaras centradas no *pixel* (x, y) da imagem. A Figura 4.8 ilustra a detecção de bordas de uma imagem utilizando o operador de Sobel. A detecção é obtida pela combinação dos resultados obtidos pelo operador de Sobel, G_x e G_y (Chen *et al.*, 2006).

Figura 4.8 – Na Figura 4.8a é apresentado o quadro 1 do vídeo Foreman. Na Figura 4.8b é apresentado o mesmo quadro do vídeo após a convolução com o operador de Sobel.



Outros operadores podem ser também utilizados, como o de Kirsch (Kirsch, 1971), o de Robinson (Robinson, 1977) e o de Frei-Chen (Chen *et al.*, 1977). O operador de Kirsch e Robinson tem oito máscaras de convolução e o operador de Frei-Chen consiste de nove máscaras de convolução, o que gera uma maior complexidade ao sistema (Pedrini & Schwartz, 2007).

Computação Natural

Uma das tendências das pesquisas científicas nas últimas décadas é a elaboração e o teste de diversos paradigmas computacionais diferentes, além da utilização de computadores para otimizar processos existentes. Uma tendência que surgiu em meados de 1940, mas que recebeu uma grande atenção nas últimas duas ou três décadas, é a junção de ideias da natureza com a computação. Pesquisadores estão correntemente utilizando ideias da natureza para desenvolver técnicas originais de resolução de problemas utilizados na reconstrução de fenômenos naturais (Castro, 2006).

A computação natural é a versão computacional do processo de extração de ideias da natureza para desenvolver sistemas computacionais, ou utilizando materiais naturais para realizar cálculos. Esse tipo de computação pode ser dividido em três áreas (Castro & Von Zuben, 2005):

- ▶ Computação inspirada na natureza: a principal ideia dessa área é o desenvolvimento de ferramentas computacionais, algoritmos, tendo como inspiração a natureza para a solução de problemas complexos, como por exemplo: Redes Neurais Artificiais, Computação Evolucionária, Inteligência de Enxames e Sistemas Artificiais Imunes.
- ▶ Simulação e emulação da natureza por meios computacionais: nessa categoria há a realização de um processo sintético que visa a criação de padrões, formas, comportamentos e organismos que sejam semelhantes aos da vida real. O seu produto pode ser usado para mimetizar, imitar, vários fenômenos naturais, dessa forma, podendo aumentar o entendimento sobre a natureza e a compreensão sobre modelos computacionais. Alguns métodos dessa área são a Geometria Fractal e Vida Artificial.
- ▶ Computação com materiais da natureza: essa categoria corresponde a utilização de novos materiais naturais para melhorar a computação, dessa forma, constituindo um novo paradigma de computação que objetiva a substituição ou melhora dos computadores atuais que utilizam silício. Alguns dos métodos dessa área são a computação baseada no DNA e computação quântica.

Como definição, a computação natural é a área de pesquisa que, baseada ou inspirada na natureza, permite o desenvolvimento de novas ferramentas computacionais para resolução de problemas. E assim, são criados modelos naturais, comportamentos e organismos, podendo

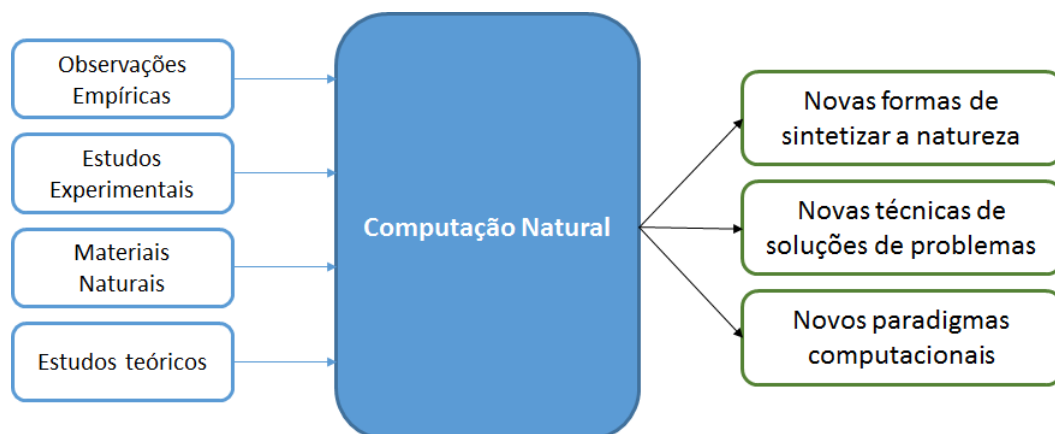
resultar no desenvolvimento de novos sistemas computacionais que utilizam mídias naturais para calcular (Castro, 2007).

A maior parte das abordagens desse tipo de computação lida com versões altamente simplificadas dos mecanismos e processos presentes no fenômeno natural em que se inspira. As simplificações e abstrações são necessárias por múltiplos fatores, como realçar as características mínimas necessárias para permitir que um aspecto particular de um sistema seja reproduzido e para se observar uma propriedade emergente desse sistema.

O nível de abstração e investigação mais apropriado para os fenômenos naturais observados dependem do questionamento científico requerido, do tipo de problema que se deseja solucionar, e do fenômeno natural a ser sintetizado (Rozenberg *et al.*, 2011).

A computação natural normalmente realiza a integração entre a parte experimental e teórica da biologia, da física e da química, as observações empíricas da natureza e diversas outras ciências, fatos e processos na natureza em diferentes níveis de investigação, com o objetivo de atingir seus objetivos, como está representada a Figura 5.1.

Figura 5.1 – Abordagens para o desenvolvimento da computação natural e suas principais categorias.



Fonte: (Castro, 2007).

5.1 – Computação Baseada na Natureza

De todas as categorias da computação natural, os algoritmos e sistemas inspirados pela natureza são as abordagens mais antigas e populares, também chamados de sistemas bioinspirados. Esses sistemas surgiram com dois objetivos principais, o modelamento do fenômeno natural e a sua simulação em computadores (Castro, 2007).

O objetivo comum nessa direção é inventar os modelos teóricos, que podem ser implementados em computadores, fieis o suficiente aos mecanismos naturais investigados, assim como reproduzir qualitativa e quantitativamente uma parte do funcionamento desse fenômeno (Castro, 2007; Liu & Tsui, 2006).

O segundo objetivo envolve o estudo de fenômenos naturais, processos e até mesmo modelos teóricos para o desenvolvimento de sistemas e algoritmos capazes de solucionar

problemas complexos. Nesse caso, a motivação é criar técnicas alternativas de solução para problemas que podem não ser resolvidos de forma satisfatória por outras técnicas mais tradicionais, como a programação linear, não linear e dinâmica. (Djemame *et al.*, 2009)

Entre as diversas abordagens e métodos dentro da computação baseada na natureza, os mais conhecidos são as Redes Neurais Artificiais (RNA), os Algoritmos Evolutivos (AE), algoritmos de enxames, sistema imune artificial, entre outros (Serapião, 2009). Esses métodos possuem em comum qualidades herdadas de sua fonte de inspiração na natureza: a robustez, a tolerância ao ruído, a flexibilidade e a adaptabilidade (Djemame *et al.*, 2009).

É possível dividir todos os algoritmos bioinspirados existentes em quatro categorias principais, que são: os de inteligência de enxames; os não baseados em populações; os baseados na química e física; e outros. É importante salientar que essas quatro classificações não únicas, dessa forma, alguns algoritmos podem ser classificados em diferentes categorias ao mesmo tempo (Mukhopadhyay, 2014).

O termo inteligência de enxames foi criado no final dos anos 80 para se referir a sistemas de células robóticas, em que uma coleção de agentes simples do ambiente interagem de acordo com regras locais (Beni, 1988). Uma das definições de inteligência de enxames encontrada na literatura é que essa inteligência é a propriedade dos sistemas de agentes não inteligentes, com capacidades individuais limitadas, que exibem coletivamente um comportamento inteligente.

Essas técnicas computacionais são baseadas em comportamento social de sistemas auto-organizados, distribuídos, autônomos, flexíveis e dinâmicos. Essa inteligência de enxames inclui qualquer tentativa de desenvolver algoritmos ou de distribuir equipamentos para resolução de problemas inspirados no comportamento coletivo de insetos sociais e outras sociedades de animais (Bonabeau *et al.*, 1999).

Duas linhas de pesquisa podem ser identificadas dentro da inteligência de enxames, a primeira são os trabalhos baseados em insetos sociais, como formigas, abelhas, cupins e vespas; e a segunda, os trabalhos baseados na habilidade das sociedades humanas processar o conhecimento. Apesar das diferentes abordagens resultantes em relação ao desenvolvimento e às fontes de inspiração, elas apresentam algumas semelhanças. Em termos gerais, ambas dependem de uma população (colônia ou enxame) de indivíduos (insetos sociais ou partículas) capazes de interagir, direta ou indiretamente, com o ambiente e dentro da população (Castro, 2007).

A inteligência de enxames, ou colônias, é um novo domínio emergente, em que há a visualização de inteligência como um método de comunicação entre agentes independentes. Apesar de não existir um controle dos indivíduos a partir de uma estrutura centralizada, e não existindo um modelo definido e explícito do ambiente, geralmente há o surgimento de um comportamento geral, que se aproxima da solução do problema, a partir das interações locais entre os indivíduos (Dixit *et al.*, 2015).

Os postulados gerais de um sistema de inteligência de enxames são definidos como (Millonas, 1992):

- ▀ Proximidade: Necessidade do agente ser capaz de interagir;
- ▀ Qualidade: O conjunto de soluções deve ser capaz de interagir com as características de qualidade de seu ambiente;
- ▀ Diversidade de resposta: Capacidade do sistema reagir a situações inesperadas;
- ▀ Estabilidade: O conjunto de soluções não deve modificar suas ações de acordo com as mudanças das condições;
- ▀ Adaptabilidade: O conjunto de soluções deve ser capaz de modificar suas ações quando o espaço e o tempo efetivos computacionais são necessários.

Os algoritmos bioinspirados baseados em populações ou enxames e metaheurística são utilizados na resolução de problemas de busca e otimização. Esses problemas possuem soluções robustas e difíceis de encontrar utilizando abordagens tradicionais, como a programação matemática. Esses algoritmos possuem como base a construção de um método para obtenção de uma população inicial (possíveis soluções iniciais) e um mecanismo de busca local, melhorando a solução da população. Cada solução (indivíduo) dessa população evolui de acordo com regras específicas que consideram a troca de informações entre indivíduos. Assim, a solução ótima é obtida pela condução dessa população (Corne *et al.*, 2012).

Para os algoritmos bioinspirados baseados em populações ou enxames, as técnicas mais conhecidas são a otimização por colônia de formigas (*Ant Colony Optimization* - ACO) (Dorigo, 1992; Varma *et al.*, 2016), otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) (James & Russell, 1995; Patel & Patel, 2016), algoritmo *Shuffled Frog-Leaping* (SFL) (Eusuff & Lansey, 2001; Zhang *et al.*, 2016), algoritmos de coleta de alimentos por bactérias (*Bacterial Foraging Optimization* - BFO) (Passino, 2002; Ali & Abd-Elazim, 2011), algoritmos de colônia de abelhas (*Artificial Bee Colony* - ABC) (Karaboga, 2005; Bose & Mali, 2016), algoritmos baseados nos comportamentos dos peixes (*Fish School*) (Bastos Filho *et al.*, 2008), entre outros.

A utilização ACO para a segmentação das imagens desse trabalho deu-se por esse algoritmo ser uma das bem sucedidas vertentes da inteligência de enxames (Bonabeau *et al.*, 2000), e ainda pois vem sendo utilizado em problemas de segmentação de imagens (Maboudi *et al.*, 2017). Na Seção 5.1.1 será realizado um detalhamento desse algoritmo bioinspirado.

5.1.1 – Otimização por Colônia de Formigas

A inspiração biológica da elaboração do algoritmo de otimização por colônia de formigas veio dos anos 40 e 50, quando um entomologista francês Pierre-Paul Grassé observou que algumas espécies de formigas reagem ao que se chama de estímulo significativo. Ele observou que os efeitos dessas reações podem agir como um novo estímulo significativo tanto para o inseto que produz esse estímulo quanto para os outros insetos da colônia. Grassé utilizou o

termo estigmergia para descrever esse tipo particular de comunicação, baseada em marcas ou sinais (Grassé, 1959).

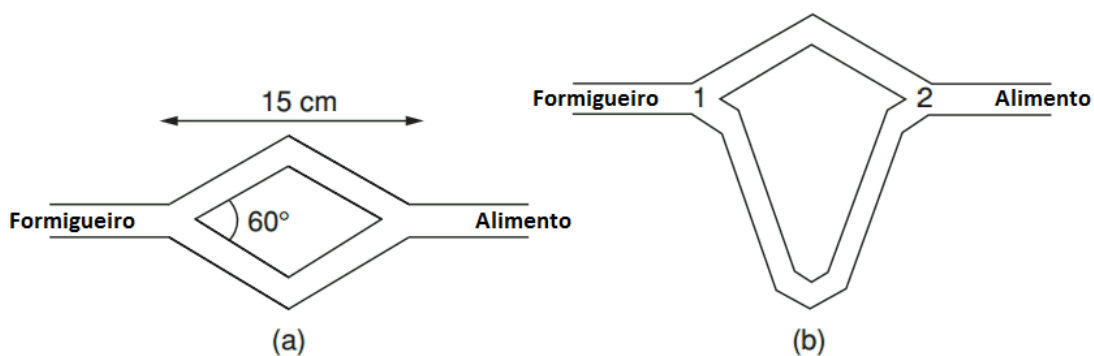
As duas mais importantes características da estigmergia que a diferenciam de outras formas de comunicação são as seguintes (Dorigo, 1992):

- ▀ Estigmergia é uma forma de comunicação indireta, não simbólica, mediada pelo ambiente, pois os insetos trocam informações modificando seu ambiente;
- ▀ A informação de estigmergia é local, essa pode apenas ser acessada pelos insetos que visitam o local em que foi liberada, ou na vizinhança imediata.

As diversas espécies de formigas andam de uma fonte de alimento para outra, depositando no chão uma substância chamada feromônio. As outras formigas percebem a presença do feromônio e tendem a seguir o caminho em que a concentração de feromônio é maior. A partir desse mecanismo, as formigas são capazes de transportar alimento para seu abrigo de forma extremamente efetiva (Varma *et al.*, 2016).

A investigação completa da deposição do feromônio e do comportamento seguidor das formigas foi realizada por meio de observações e experimentos, como o conhecido como experimento da ponte dupla. Nesse experimento um formigueiro de uma colônia de formigas é conectado a uma fonte de alimento por duas pontes de comprimentos iguais, como pode ser visto na Figura 5.2(a). Nessa configuração, as formigas começam a explorar o arredores do formigueiro e, eventualmente, chegam à fonte de alimento.

Figura 5.2 – Configuração do experimento da ponte dupla para caminhos de tamanhos iguais (a) e diferentes (b).



Fonte: (Brenner & Hall, 2007).

Ao longo das suas trilhas entre o formigueiro e a fonte de alimentos, as formigas depositam seu feromônio. Inicialmente, cada formiga escolhe aleatoriamente uma das duas pontes, porém, devido às flutuações aleatórias, depois de algum tempo uma das duas pontes começa a apresentar uma concentração de feromônio maior, e assim, atrai mais formigas.

Essa atração de mais formigas traz uma quantidade adicional de feromônio nessa ponte, tornando-a mais atraente, resultando que, após algum tempo, toda a colônia de formigas converge para utilizar essa ponte (Deneubourg *et al.*, 1990).

No mesmo experimento da ponte dupla, foram realizados outros testes em que se variavam os comprimentos entre os dois caminhos da ponte. O mais interessante desses testes foi o que havia um caminho da ponte mais longo do que o outro (Figura 5.2(b)).

Inicialmente, as formigas são deixadas livres para se movimentar entre o formigueiro e a fonte de alimento, assim, uma porcentagem de formigas escolhia um caminho e outra, o outro caminho da ponte durante um intervalo de tempo. O resultado foi que, apesar de uma oscilação aleatória na fase inicial poder ocorrer, na maioria dos experimentos todas as formigas acabavam utilizando o caminho mais curto da ponte (Deneubourg *et al.*, 1990).

Esse comportamento de colônia baseado na autocatálise, resultando em uma trilha ou caminho emergente, auto-organizada e fornece uma retroalimentação (*feedback*) positiva, assim, essa trilha pode ser utilizada pelas formigas para encontrar os menores caminhos entre seu abrigo e a fonte de alimento (Deneubourg *et al.*, 1990).

A otimização por colônia de formigas (ACO – *Ant Colony Optimization*) foi formalizada em uma metaheurística para problemas de otimização combinatórios por Dorigo e seus colaboradores (Dorigo *et al.*, 2006).

Essa metaheurística é o conjunto de conceitos de algoritmos que podem ser utilizados para definir métodos heurísticos aplicáveis para um conjunto de diferentes problemas, ou seja, um método generalizado desenvolvido para problemas heurísticos, utilizado para guiar um problema heurístico específico para regiões do espaço de busca que contenham as soluções de alta qualidade.

Dessa forma, a metaheurística é a proposta geral da estrutura de um algoritmo que pode ser aplicada em diferentes problemas de otimização com poucas modificações. Essa metaheurística possibilita a utilização de uma estrutura comum para as aplicações diferentes e para os diferentes algoritmos (Dorigo *et al.*, 2006).

As formigas artificiais no ACO implementam uma construção heurística aleatória que realizam decisões probabilísticas a partir da função artificial das trilhas de feromônio e das informações heurísticas possíveis e disponíveis baseadas nos dados de entrada do problema a ser resolvido.

Assim, o ACO pode ser interpretado como uma extensão da construção tradicional heurística, que são normalmente utilizados para diversos problemas de otimização combinatória. Porém, uma importante diferença da construção heurística é a adaptação das trilhas de feromônio durante a execução do algoritmo para levar em consideração a experiência de busca acumulada (Dorigo & Stützle, 2010).

Vários problemas de otimização combinatória importantes são difíceis de solucionar. A noção de dificuldade de problema é esclarecida a partir da teoria de complexidade computacional (Garey & Johnson, 1979), (Papadimitriou, 2003) e para vários problemas importantes é bem conhecido que eles são \mathcal{NP} -difíceis ¹, isto é, o tempo necessário para

¹ \mathcal{NP} representa problemas não polinomiais.

solucionar um caso, no pior das hipóteses, aumenta exponencialmente com a dimensão desse problema (Dorigo & Stützle, 2010).

Se soluções ótimas não podem ser obtidas eficientemente na prática, uma das possibilidades é trocar a perfeição pela eficiência. Em outras palavras, a garantia de encontrar soluções ótimas pode ser sacrificada para se obter soluções muito boas em um tempo polinomial. Algoritmos de aproximações, também chamados métodos heurísticos ou heurísticas, procuram obter boas soluções, ou seja, soluções quase ótimas com relativo baixo custo computacional (Dorigo & Stützle, 2009).

Baseado nas técnicas associadas utilizadas pelos algoritmos de aproximações, eles podem ser classificados em métodos construtivos ou de busca local. Esses dois tipos de métodos são significativamente diferentes, pois os algoritmos de busca local trabalham nas soluções parciais tentando estender essas soluções no melhor caminho possível para completar as soluções dos problemas. Por outro lado, os algoritmos de métodos construtivos trabalham dentro do espaço de busca de soluções completas (Dorigo & Stützle, 2010).

Os algoritmos construtivos constroem as soluções para o problema em consideração no sentido incremental, sendo iniciado com uma solução inicial vazia e, de forma iterativa, são adicionadas componentes de solução apropriadas sem retroceder até a obtenção de uma solução completa. Em algoritmos mais simples, as componentes das soluções são adicionadas aleatoriamente, e normalmente algum tipo de regra heurística é utilizada.

Apesar dos algoritmos construtivos tipicamente serem os mais rápidos, dentre os métodos aproximados, a qualidade das soluções geradas por eles são, na maior parte do tempo, inferiores a qualidade das soluções encontradas por algoritmos de busca local (Dorigo & Stützle, 2010).

Os algoritmos de busca local possuem uma abordagem geral para se encontrar soluções de alta qualidade para problemas de otimização combinatórios difíceis em um tempo razoável. Eles são baseados em uma exploração iterativa da vizinhança das soluções, e dessa forma, há a tentativa de melhora da solução atual a partir mudanças locais.

Esses tipos de mudanças locais que podem ser aplicados em uma solução são definidos pela estrutura da vizinhança. Na prática, essa estrutura da vizinhança define para cada solução atual o conjunto das possíveis soluções para os quais os algoritmos de busca local podem mover-se (Dorigo & Stützle, 2010).

A implementação efetiva do ACO passa exatamente pela transição do natural para as colônias de formigas artificiais, esse processo envolve a utilização de agentes computacionais simples que trabalham cooperativamente, utilizando uma comunicação por trilhas artificiais de feromônio.

As formigas artificiais utilizadas no ACO realizam procedimentos de construção de soluções estocásticas que probabilisticamente constroem uma solução pela adição de forma iterativa (Dorigo & Stützle, 2010). Em um modelo iterativo, cada formiga move-se do estado S_i para o estado S_j , guiado por dois fatores principais, que são (Mullen *et al.*, 2009):

- Informação heurística: é uma medida da preferência heurística, que é baseada na aplicação, para haver a movimentação do estado S_i para o estado S_j . A informação é conhecida inicialmente para o funcionamento do algoritmo e não é modificada durante essa movimentação;
- Trilha artificial de feromônio: é a medição da deposição de feromônio pelas formigas antes da transição do S_i para o estado S_j . Em outras palavras, é a medição da preferência aprendida até aquele momento da iteração. Essa informação é modificada durante o funcionamento do algoritmo pelas formigas artificiais.

As principais propriedades associadas com as formigas artificiais são (García *et al.*, 2002):

- Cada formiga artificial possui uma memória interna que é utilizada para armazenar o caminho seguido pela formiga, por exemplo os estados previamente visitados;
- Começando no estado inicial $S_{inicial}$, cada formiga tenta construir uma solução plausível para o dado problema, tentando se mover em um modelo iterativo pelo espaço de busca;
- Os fatores guia envolvidos no movimento das formigas tomam forma como uma regra de transição que é aplicada antes de cada movimento do estado S_i para o estado S_j . Essas regras de transição podem também incluir restrições específicas adicionais ao problema e podem utilizar a memória interna das formigas;
- A quantidade de feromônio que cada formiga deposita é governada pela regra de atualização específica do problema;
- As formigas podem depositar feromônios associados aos estados ou às transições de estados;
- A deposição de feromônio pode ocorrer em cada transição de estados durante a construção da solução. Isso é conhecido como atualização de trilhas de feromônio passo-a-passo *online*;
- Alternativamente, as formigas podem retratar seus caminhos uma vez que a solução for construída e só aí depositar o feromônio, por todo suas trilhas individuais. Isso é conhecido como atualização de feromônio atrasada *online*.

O domínio de aplicações dos algoritmos ACO é amplo. Em princípio, o ACO pode ser aplicado a qualquer problema de otimização discreto para o qual algum mecanismo de construção de solução possa ser concebida. Assim, para se aplicar o ACO em um dado problema de otimização é necessário um modelo adequado. O modelo $M=(\mathbf{S}, \Omega, f)$ de um problema de otimização combinatória consiste em (Dorigo *et al.*, 2006):

- ⇒ O espaço de busca \mathbf{S} é definido como um conjunto finito de variáveis de decisões discretas Z_i , com $i = 1, \dots, n$;
- ⇒ O conjunto Ω de restrições entre as variáveis;
- ⇒ A função objetivo $f : \mathbf{S} \rightarrow \mathfrak{R}_0^+$ para ser minimizada ou maximizada.

A variável genérica Z_i tem o valor dentro de $\mathbf{D}_i = \{v_i^1, \dots, v_i^{|D_i|}\}$. Uma possível solução $s \in \mathbf{S}$ é atribuída de forma completa de valores a variáveis que satisfazem todas as restrições de Ω . A solução $s^* \in \mathbf{S}$ é chamada de ótimo global se e somente se: $f(s^*) \leq f(s)$ ou $f(s^*) \geq f(s)$, $\forall s \in \mathbf{S}$ (Dorigo *et al.*, 2006).

O modelo do problema de otimização combinatória é utilizado para definir o modelo de feromônio do ACO. Assim, um valor de feromônio é associado a cada componente de solução possível, isto é, a cada possível atribuição de um valor a uma variável. Formalmente, o valor do feromônio τ_{ij} é associado com a componente da solução c_{ij} que consiste na atribuição $Z_i = v_i^j$. O conjunto de todas componentes de solução possíveis é denominado de \mathbf{C} (Dorigo *et al.*, 2006).

Um esboço geral da metaheurística do ACO para aplicações em problemas de otimização combinatória estáticos é dado no Algoritmo 1. Depois da inicialização dos parâmetros e das trilhas de feromônio, o laço principal consiste em três passos principais. Primeiro, as m formigas constroem soluções para a instância do problema em consideração, influenciados pela informação do feromônio e, possivelmente, pela informação heurística disponível. Uma vez as formigas já tendo completado suas soluções, antes do início da próxima iteração, as trilhas de feromônio são adaptadas para refletir a experiência de busca das formigas. Existem procedimentos adicionais que podem ser utilizados como ações de melhora. Essas ações envolvem a aplicação de atualizações adicionais de uma perspectiva global, implementando ações centralizadas que não podem ser realizadas por formigas individualmente, como por exemplo uma fase de busca local após a obtenção das soluções, ou a aplicação de reforço adicional de feromônios nas melhores soluções geradas (Dorigo & Stützle, 2010).

Algoritmo 1 ACO aplicado em problemas de otimização combinatória

- 1: **enquanto** (condição de término não cumprida) **faça**
 - 2: Construção Soluções Formiga
 - 3: Atualizar Feromônios
 - 4: Aplicar Ações de Melhora % *Opcional*
 - 5: **fim enquanto**
-

Em complemento ao reforço das trilhas de feromônio, o ACO também inclui a evaporação de trilhas de feromônio. Essa evaporação é incluída para auxiliar as formigas a esquecerem soluções ruins que elas aprenderam anteriormente no decorrer do processamento do algoritmo. A implementação dessa evaporação pode ser simples, apenas havendo a redução de todas as trilhas de feromônio de uma determinada quantidade após cada época de processamento do algoritmo (Mullen *et al.*, 2009).

O primeiro exemplo de algoritmo ACO é o *Ant System* (AS) (Dorigo, 1992; Dorigo *et al.*, 1991, 1996), que foi proposto utilizando o exemplo de aplicação do problema do caixeiro viajante (Dorigo & Stützle, 2010). A importância do AS reside principalmente na inspiração que ele dá para um número significativo de extensões que foram melhoradas significativamente e que são atualmente os algoritmos de ACO mais bem sucedidos. De fato, a maior parte dessas extensões são derivadas diretamente do AS, assim, elas possuem os mesmos procedimentos de construção de soluções, bem como o mesmo procedimento de evaporação de feromônio. Essas extensões incluem AS elitista, AS baseada em *rank*, e AS $\mathcal{M}\mathcal{A}\mathcal{X} - \mathcal{M}\mathcal{I}\mathcal{N}$ (Dorigo *et al.*, 2006).

O algoritmo utilizado para a segmentação em imagens é descrito na seção 5.2.

5.2 – Algoritmo ACO de segmentação de imagens

Atualmente, o algoritmo ACO é um método heurístico para solução de problemas por meio de grafos. Uma grande quantidade de formigas começam a se movimentar no espaço de solução do problema e cada uma delas individualmente realiza uma pequena ação para a solução, adicionando componentes de solução a soluções parciais até elas alcançarem uma solução completa. A seleção das componentes por uma formiga depende da quantidade de feromônio na trilha e também da função heurística. Para a resolução do problema, a formiga b utiliza uma regra de seleção probabilística para escolher a trilha. Essa probabilidade da b -ésima formiga se movimentar de i para j pode ser calculada por:


$$P_{ij}^b = \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{i \in N_i^b} (\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}, \text{ se } j \in F_i^b, \quad (5.1)$$

em que τ_{ij} é a quantidade de feromônio depositado no arco, caminho entre os nós i e j , e , ainda, que F_i^b são os nós vizinhos da formiga b no nó i . Essa vizinhança possui alguns nós que ainda não foram visitados pela formiga b . Assim, utilizando uma técnica de lista dos nós já visitados chamado Tabu, consegue-se prevenir que uma formiga visite duas vezes o mesmo nó. As constantes α e β controlam a influência do feromônio e da função heurística, respectivamente. Finalmente, η_{ij} é a informação heurística da passagem do nó i para o j . A informação heurística é a medida do custo de se estender a atual solução parcial.

Uma vez que a solução é construída, ela é avaliada e a quantidade de feromônio depositado é relativo a qualidade dessa solução. A deposição de feromônio nos arcos previamente visitados é dada por:

$$\tau_{ij}^{\text{novo}} = \tau_{ij}^{\text{atual}} + \sum_{b=1}^m \Delta \tau_{ij}^b, \quad (5.2)$$

Figura 5.3 – Valores de $w(\Delta\theta)$ para uma formiga que se move a partir do sudeste.

1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{4}$
$\frac{1}{2}$		$\frac{1}{12}$
$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{20}$

em que $\Delta\tau_{ij}^b$ é a quantidade de feromônio que a formiga b depositará no arco que vai de i para j , m é o número total de formigas. Essa quantidade de feromônio adicionada é calculada pela equação 5.3.

$$\Delta\tau_{ij}^b = \begin{cases} \frac{1}{C^b}, & \text{se o arco está no caminho da formiga } b \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5.3)$$

Em que C^b é o custo total do caminho dessa solução. Todos os arcos do mesmo caminho devem possuir o mesmo valor de custo, e a evaporação do feromônio também é aplicada em todos os arcos seguindo a equação 5.4, em que p é um parâmetro a ser definido.

$$\tau_{ij} = (1 - p)\tau_{ij}, \quad 0 < p \leq 1 \quad (5.4)$$

Esse método de segmentação de imagens utilizando ACO possui duas fases principais, a primeira parte envolve a criação da matriz de feromônio, e a segunda envolve a análise dessa matriz. A situação de uma formiga individual pode ser expressa pela posição (r) e a sua orientação (θ) (Chialvo & Millonas, 1995). A probabilidade de movimento da formiga para outro *pixel* em sua vizinhança, depende da intensidade de feromônio nesse *pixel* e também da tendência de mudar a sua atual direção $w(\Delta\theta)$. O termo $w(\Delta\theta)$, na realidade, expressa que a probabilidade de haver uma mudança brusca na direção do movimento da formiga é bem menor que uma pequena mudança (Soleimani & Vincheh, 2013). Para exemplificar, a Figura 5.3 mostra os valores de $w(\Delta\theta)$ para diferentes *pixels*. É válido salientar que a formiga partiu do sudeste.

Considerando o efeito da capacidade sensorial, a quantidade da distribuição de feromônio pode ser calculada por (Alvarenga, 2011):

$$\rho(\tau) = \left(1 + \frac{\tau}{1 + \delta\tau}\right)^\beta, \quad (5.5)$$

em que τ é a intensidade de feromônio naquele *pixel*, β expressa a tendência da formiga seguir o feromônio (valores altos representam que o movimento da formiga é mais baseado na intensidade de feromônio, e valores pequenos representam um movimento aleatório), e $1/\delta$ é a capacidade sensorial, que expressa a capacidade de cada formiga detectar o feromônio diminui ligeiramente

em altas concentrações. Sendo assim, a probabilidade do movimento de uma formiga b de um nó l para i é calculada por (Alvarenga, 2011):

$$P_{li}^b = \frac{\rho_N(\tau_i) \times w(\Delta\theta_i) \times [\eta_i]^\alpha}{\sum_{j/l} \rho_N(\tau_j) \times w(\Delta\theta_j) \times [\eta_j]^\alpha}, \quad (5.6)$$

em que j/l representa todos os nós j ao redor da vizinhança do nó l . Para que haja um equilíbrio entre o efeito de $w(\Delta\theta)$ e $\rho(\tau)$ no cálculo da probabilidade de movimento, $\rho(\tau)$ é normalizado pela equação 5.7.

$$\rho_N(\tau) = \left(\frac{\rho(\tau)}{\max_{i/l}(\rho_i(\tau))} \right) \times 20 \quad (5.7)$$

A função heurística utilizada é apresentada por:

$$\eta_i = \frac{1}{d_i + \epsilon}, \quad (5.8)$$

em que ϵ é uma constante de valor pequeno e d_i é valor absoluto da diferença entre o valor do i -ésimo *pixel* e a média do valor dos *pixels* presentes no caminho atual.

A inicialização das formigas é realizada em cada *pixel* da imagem. E a seleção do *pixel* ocorre por meio de um processo aleatório. A cada iteração do algoritmo, cada formiga se move em direção a um *pixel* vizinho até que seja atingido o número máximo de iterações. Cada formiga pode se mover em direção a um dos seus oito *pixels* adjacentes. Dentre estes *pixels*, o que apresentar o maior valor de P vai ser escolhido.

Cada vez que uma formiga se dirige ao *pixel* seguinte, o custo do caminho vai sendo calculado e o feromônio do *pixel* vai sendo atualizado usando esse custo. Tendo em vista que o objetivo desse algoritmo é separar diferentes regiões baseando-se em sua escala de cinza, o custo do caminho da formiga b é a média do valor dos *pixels* por onde a formiga passou (μ_g^b). Essas mudanças são aplicadas usando:

$$\tau_i^{\text{novo}} = \omega \tau_i^{\text{atual}} + \delta \tau_i^b, \quad (5.9)$$

em que $\delta \tau_i^b$ é o feromônio adicionado ao *pixel* atual, o qual é calculado pela equação 5.10. Na equação 5.9, o coeficiente ω é usado para evaporar o feromônio ao longo das iterações (evaporação local) e o seu valor está compreendido entre zero e um (Malisia & Tizhoosh, 2006).

$$\delta_i^b = \frac{1}{A + B\mu_g^b} \quad (5.10)$$

Em que A e B são os parâmetros desta equação. Em cada iteração, depois de todas as formigas completarem os seus caminhos, a matriz de feromônio vai ser atualizada aplicando a evaporação apresentada pela equação 5.4.

Base de Dados e Algoritmos Desenvolvidos

Neste capítulo são apresentados a base de dados utilizada, os algoritmos desenvolvidos e os métodos de avaliação estatística para análise do desempenho dos algoritmos implementados neste trabalho. A descrição das etapas do processamento digital realizado nas imagens de tomografia computadorizada disponíveis também é realizada.

6.1 – Base de Dados

A base de dados utilizada neste trabalho é composta por imagens de TC de cabeça de 307 pacientes. Essa base de dados foi disponibilizada pelo Núcleo de Estudos e Pesquisa em Imaginologia (NEPI) da Universidade Federal da Paraíba (UFPB).

Todas as imagens seguem o padrão *DICOM* (*Digital Imaging and Communications in Medicine*) de imagens médicas e possuem dimensões de 512×512 pixels originalmente. Em todos os exames foram usados cortes sequenciais (não helicoidais) axiais, com espessura de 8 mm entre os cortes. Tal técnica costuma resultar em 19 a 21 cortes para cada um dos pacientes analisados.

Essas imagens obtidas são provenientes da base de dados de um serviço privado ambulatorial de diagnóstico por imagem do interior do estado, de exames de rotina. Esses exames foram colhidos de forma aleatória e consecutiva. As imagens utilizadas neste trabalho, receberam a aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba (IFPB), cujo número de registro é: 1.293.095.

Os exames foram classificados de acordo com a conclusão diagnóstica do laudo tomográfico, realizado por especialista com mais de 15 anos de experiência, segundo os seguintes critérios: exames normais, com 166 pacientes; exames com achados compatíveis com AVCi agudo/subagudo, com 10 (dez) pacientes; exames com achados compatíveis com AVCh, com 3 pacientes; exames com achados compatíveis com AVCi subagudo/crônico ou crônico, com 5 (cinco) pacientes; exames com achados compatíveis com leucoaraiose (leucoencefalopatia microvascular degenerativa), com 47 pacientes; exames mostrando massas ou nódulos tumorais, com 5 (cinco) pacientes, de diversas etiologias; entre outras patologias, como perda encefálica, calcificações. Alguns desses pacientes possuem mais de uma patologia identificáveis na TC.

Dada a natureza ambulatorial do serviço de onde são oriundos os exames, a maioria não foi realizado em caráter de urgência/emergência. Posto ter sido a coleta aleatória, a amostra contém relativamente poucos casos tanto de AVCi com de AVCh agudos/subagudos, sendo que muitos foram referidos para controle de lesões isquêmicas prévias, ou outras patologias crônicas.

6.2 – Algoritmos Desenvolvidos

Nesta seção é descrito detalhadamente o processamento das imagens para a identificação das áreas de AVCi e AVCh agudo/subagudo. Neste trabalho foram implementados cinco algoritmos para a detecção das áreas de isquemia e de hemorragia nas imagens de TC. Todos algoritmos foram desenvolvidos utilizando a biblioteca *OpenCV*, na linguagem *C++*. Dois algoritmos foram utilizados para a detecção de áreas de hemorragia, um baseado na utilização de limiares e o outro baseado na segmentação de imagens utilizando ACO e o algoritmo *k-means*. Para a detecção do AVCi agudo/subagudo, foram propostos três algoritmos, o primeiro é baseado na limiarização para detecção dos ventrículos e das áreas de AVCi, enquanto outro realiza a detecção ventricular baseado no ACO e posteriormente a identificação do AVCi utilizando limiares, enquanto o último algoritmo desenvolvido é baseado no ACO para a detecção ventricular e das áreas de isquemia nas imagens de TC.

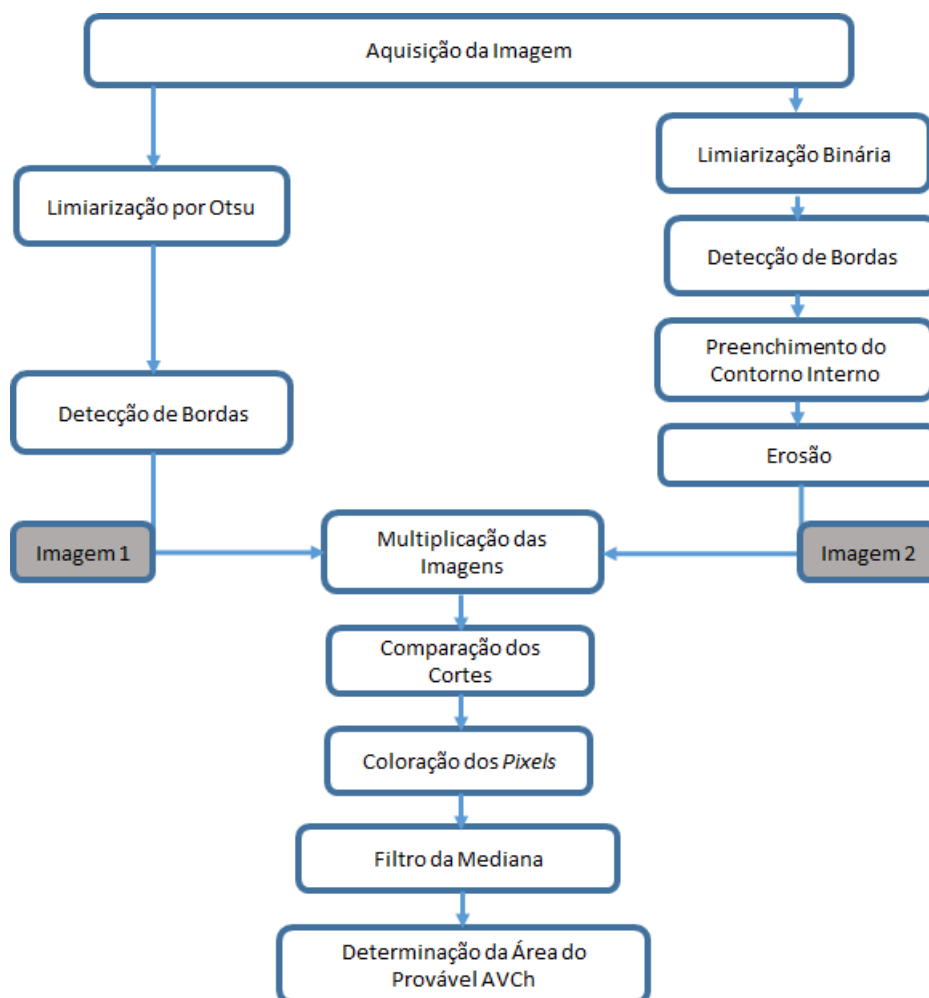
6.2.1 – Algoritmo de Detecção de AVCh Baseado em Limiarização

O algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização, é baseado em um limiar ótimo, e a partir da análise da intensidade de nível de cinza de cada *pixel* da imagem analisada é realizada a decisão de pertencer à região de hemorragia. O fluxograma do processamento realizado nas imagens de TC de cérebro é mostrado na Figura 6.1.

O processamento das imagens é iniciado com a aquisição das imagens no padrão *DICOM* da TC do paciente da base de dados.

Após a aquisição das imagens, o processamento é separado em duas partes cada uma delas possui como resultado uma imagem, e dessa forma, são obtidas duas imagens resultantes desse processamento. Para que haja a exclusão da parte externa ao tecido cerebral, pois como o AVCh é o extravasamento de sangue nesse tecido, então as áreas que são externas a esse tecido não são necessárias para o processamento. E também a posterior indicação da área de hemorragia causada pelo AVCh.

Na primeira parte é realizada uma limiarização para zero utilizando Otsu que resulta um limiar ótimo de segmentação de imagens em duas classes, assim os *pixels* que possuem intensidade menor que o limiar são definidos como 0, representados em preto, e aqueles *pixels* com intensidade maior que o limiar, prosseguem com suas próprias intensidades.

Figura 6.1 – Fluxograma do algoritmo de detecção de AVCh desenvolvido.

Fonte: Elaborada pelo autora.

Depois dessa etapa é obtida uma imagem com todo o crânio e algumas lesões hiperdensas, como AVCh, calcificações, hematoma subdural, como é ilustrado na Figura 6.2.

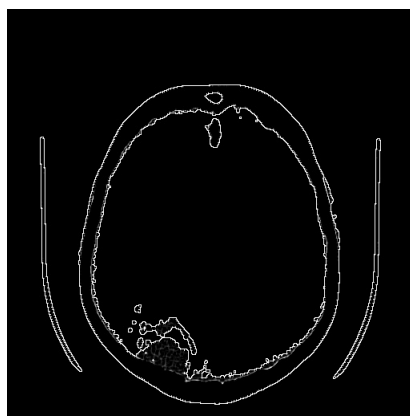
Figura 6.2 – Imagem após limiarização para zero utilizando Otsu.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Ainda na primeira parte do processamento, sob essa imagem com o crânio e lesões hiperdensas é realizada uma detecção de bordas utilizando o operador de Sobel. Essa imagem é chamada de imagem 1 e é mostrada na Figura 6.3.

Figura 6.3 – Imagem após detecção de bordas ao final da primeira parte do processamento.

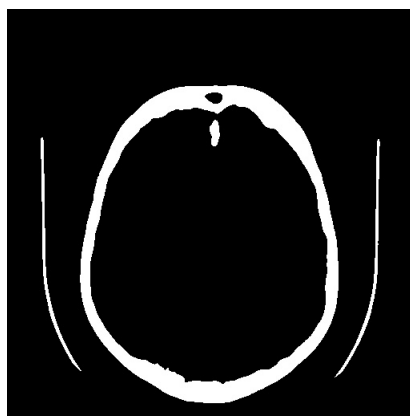


Fonte: Elaborada pelo autora.

A imagem 2 é obtida a partir da segunda parte do processamento desse algoritmo. Nessa parte, é realizada uma limiarização binária com um limiar muito alto (230 UH, escolhido de forma empírica) na imagem, como é mostrado na Figura 6.4. Dessa forma, todos os *pixels* com intensidade acima desse limiar são definidos como 1, e representados em branco. E os *pixels* com intensidade menor que esse limiar são definidos como 0, e representados como preto. Assim, o limiar de 230 UH é escolhido para que apenas o osso e as outras patologias, exceto o AVCh, fiquem em branco, devido seus valores de atenuação em imagens de TC.

Depois desta etapa, é realizada uma detecção de bordas na imagem (Figura 6.5a) e são definidos como branco todos os *pixels* desde o centro até a primeira borda (Figura 6.5b). Depois

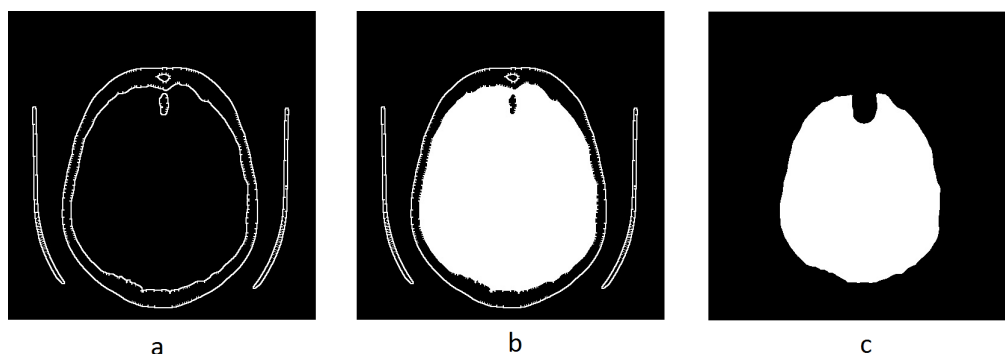
Figura 6.4 – Imagem após uma limiarização binária com *threshold* 230.



Fonte: Elaborada pelo autora.

de preenchido apenas a borda interior é realizada uma operação morfológica de erosão sobre essa imagem, que exclui a borda mais externa do crânio e determina a imagem 2 (Figura 6.5c) como a que corresponde apenas ao tecido cerebral, excluindo o crânio e as calcificações.

Figura 6.5 – Imagens durante a segunda parte do processamento.



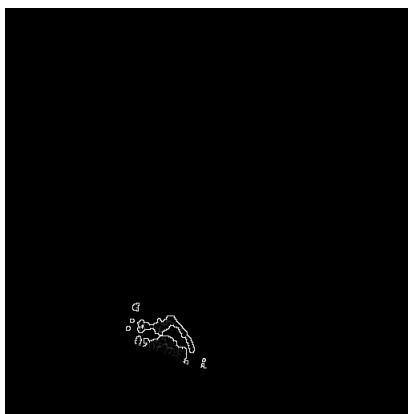
Fonte: Elaborada pelo autora.

Depois de obtidas as duas imagens é realizada a multiplicação da imagem 1 e 2, e a imagem obtida depois dessa multiplicação é em sua maior parte exatamente a parte que corresponde à área de hemorragia do AVCh, como é apresentado na Figura 6.6.

Dessa imagem, sabe-se então a posição dos *pixels* que podem ser do AVCh, então é realizada uma comparação dos *pixels* de mesma posição nas imagens do corte anterior, atual e posterior. Se nessas três imagens (imagens do corte anterior, atual e posterior) o mesmo *pixel* estiver segmentado pelo processamento, ele é colorido em verde, como é mostrado na Figura 6.7.

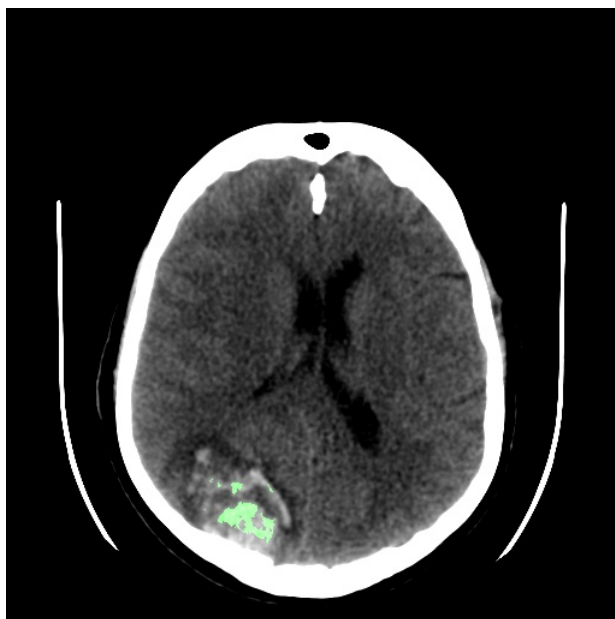
A imagem resultante depois dessa parte do processamento possui ainda diversos pontos verdes isolados e dispersos pela imagem. Para diminuir a dispersão e fazer com que apenas a área com uma maior densidade de pontos verdes continuasse sinalizada, pois essa corresponde exatamente a área do provável AVCh, como é ilustrado na Figura 6.8, foi aplicado um filtro de

Figura 6.6 – Imagem após multiplicação da imagem 1 e 2.



Fonte: Elaborada pelo autora.

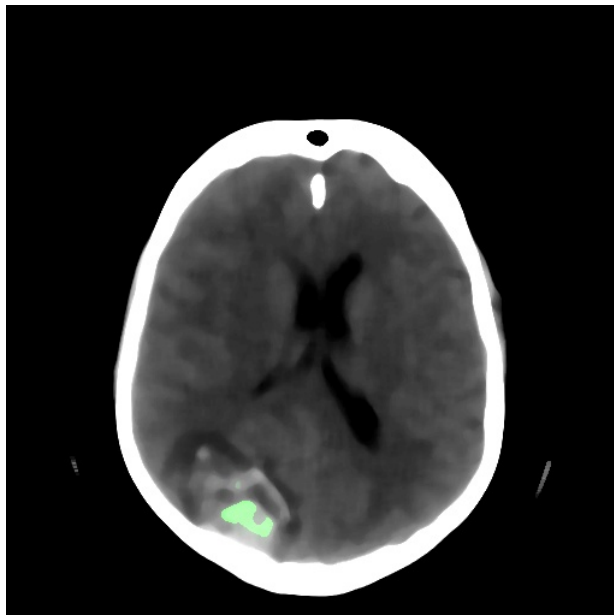
Figura 6.7 – Imagem após a coloração dos *pixels* em verde.



Fonte: Elaborada pelo autora.

mediana bidimensional 11×11 , determinado exatamente a área do provável AVCh na imagem de TC de crânio.

Figura 6.8 – Imagem final após o processamento com a identificação da área de hemorragia.



Fonte: Elaborada pela autora.

6.2.2 – Algoritmo de Detecção de AVCi Baseado em Limiarização

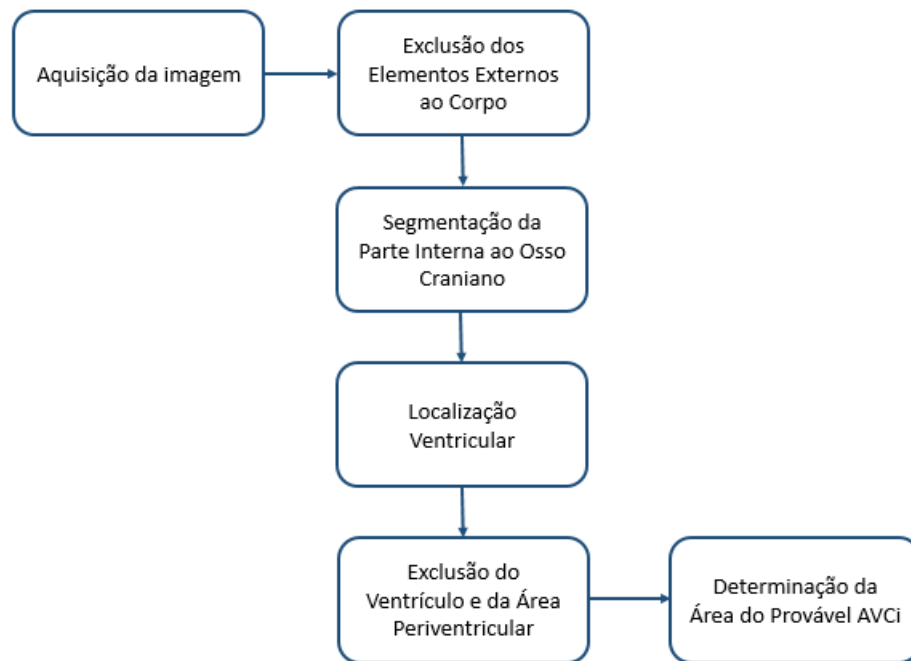
O algoritmo de detecção de AVCi agudo/subagudo desenvolvido baseia-se na posição do AVCi em relação ao ventrículo cerebral empregando conceitos de limiarização. Para excluir a detecção da leucoaraiose, utiliza-se do fato que, diferentemente do AVCi, a leucoaraiose localiza-se periventricularmente e é bilateral.

Esse algoritmo consiste em realizar a aquisição da imagem de TC, e a partir da análise de cada *pixel* em relação a sua posição e a sua intensidade de nível de cinza, é realizada uma decisão se ele pertence ou não a uma região de isquemia.

O fluxograma do algoritmo, desenvolvido e utilizado para o processamento das imagens de TC de crânio para a detecção do AVCi é ilustrado na Figura 6.9.

A exclusão dos elementos externos é iniciado com uma limiarização, utilizando método de Otsu, aplicada na imagem original, como mostrado na Figura 6.10.

A limiarização por Otsu é seguida da aplicação do operador de Sobel para detecção de bordas (Figura 6.11a). Após a utilização de Otsu e da detecção de bordas (Figura 6.11b), uma imagem que contém apenas os contornos internos e externos à estrutura óssea do crânio é obtida. A região contida no interior do contorno interno é preenchida com o valor 255, branco, a partir do ponto central, e o contorno externo é excluído com a aplicação da erosão, que é um operador morfológico que reduz elementos de uma imagem (Figura 6.11c). A segmentação da parte interna ao osso craniano, que corresponde apenas aos tecidos cerebrais, é realizada pela

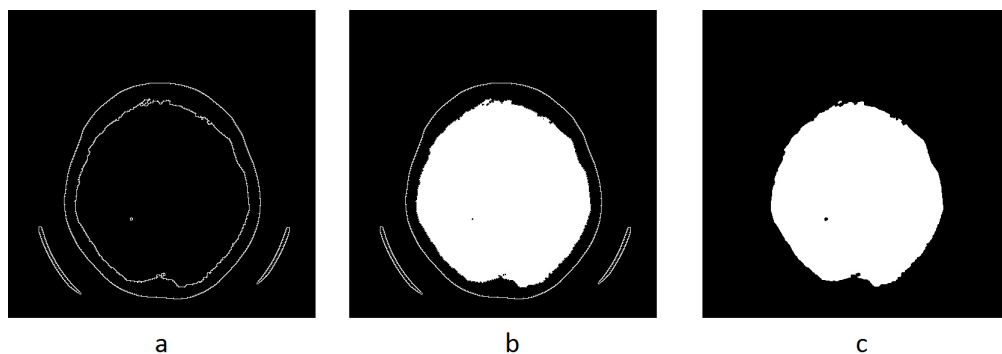
Figura 6.9 – Fluxograma do algoritmo de detecção de AVCi desenvolvido.

Fonte: Elaborada pelo autora.

Figura 6.10 – Imagem resultante após aplicação da limiarização por Otsu.

Fonte: Elaborada pelo autora.

multiplicação entre a imagem que possui o contorno interno preenchido e a imagem original da TC.

Figura 6.11 – Imagem resultantes durante o processamento para segmentação da parte interna ao osso.

Fonte: Elaborada pelo autora.

Posteriormente, é realizada a localização do ventrículo e a exclusão da área periventricular. Isso se faz necessário porque o AVCi é a diminuição do fluxo sanguíneo apenas na região do cérebro em que estão os corpos celulares dos neurônios (substância cinzenta). A área mais próxima aos ventrículos cerebrais é chamada de substância branca, e não contém esses corpos celulares, a patologia que é resultante da diminuição do fluxo nessa área é chamada leucoaraiose e ela é semelhante ao AVCi em relação aos tons de cinza que apresenta. Além de que o valor de atenuação da própria substância branca é bem semelhante ao da substância cinzenta com início de isquemia, como mencionado anteriormente. Dessa forma, ao se eliminar a área periventricular, é diminuída a possibilidade de se identificar erroneamente como AVCi agudo/subagudo, a leucoaraiose e a própria substância branca.

A detecção do ventrículo foi realizada, inicialmente, criando-se uma máscara 5×5 , composta apenas pelo valor 255, ou seja, branco. Tal máscara é aplicada em todos os *pixels* da imagem para obtenção da média das intensidades dos *pixels* para que seja realizada uma consideração de um padrão e não apenas a observação de *pixels* isolados.

Se a média dos valores de intensidade de cinza obtida em cada *pixel* pela máscara for menor que o limiar de 12 (obtido empiricamente), esse *pixel* é definido como pertencente ao ventrículo cerebral, pois como essa estrutura é preenchida por líquido cefalorraquidiano cuja composição é basicamente água, o seu valor de atenuação é bastante baixo. Na Figura 6.12 está ilustrada a área detectada do ventrículo.

Figura 6.12 – Imagem da área de ventrículo detectada utilizando limiarização.



Fonte: Elaborada pela autora.

Depois de obtidos todos *pixels* referentes ao ventrículo, é aplicado um operador morfológico de erosão (Figura 6.14a), para a eliminação de alguns *pixels* dispersos identificados, e posteriormente uma dilatação (Figura 6.14b), para inclusão de uma maior área de substância branca próxima ao ventrículo que será eliminada e para a definição do menor retângulo, em que área do ventrículo e a área periventricular estão contidas. Esse retângulo é definido como

zero na imagem resultante após a exclusão do crânio. Dessa forma, a imagem ao final desse processamento apresenta apenas a parte da substância cinzenta, a área em que ocorre o AVCi.

Figura 6.13 – Imagem resultando do processamento da área de ventrículo detectada.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Figura 6.14 – Imagem da detecção do menor retângulo contendo o ventrículo e a área periventricular.



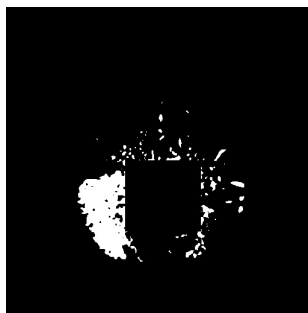
Fonte: Elaborada pelo autora.

A mesma máscara 5×5 é utilizada na determinação da área do provável AVCi agudo/subagudo, e aplicada a média resultante de intensidade dos níveis de cinza uma limiarização de três classes, em que a média de intensidade dos níveis de cinza da área características do AVCi deve estar acima de 15 e abaixo de 25, essa faixa de valores foi obtida com o auxílio do médico radiologista e utilizando as informações dos valores de atenuação de uma área isquemiada de substância cinzenta.

A máscara é aplicada apenas nos *pixels* da imagem após a exclusão do osso craniano e do menor retângulo que contém o ventrículo e área periventricular, o resultado pode ser observado na Figura 6.15.

Essa imagem resultante é erodida para que sejam eliminados os pontos dispersos detectados e depois dilatada. E dessa forma, os *pixels* que se encaixam nesse padrão são

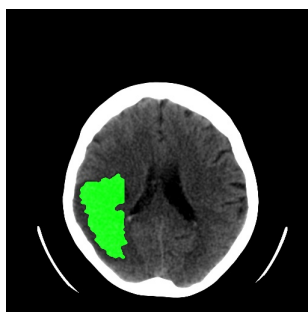
Figura 6.15 – Imagem resultante binarizada da detecção da área de AVCi.



Fonte: Elaborada pelo autora.

coloridos em verde e determinados como a área de provável AVCi agudo/subagudo, como ilustrado na Figura 6.16.

Figura 6.16 – Imagem resultante da detecção da área de AVCi.



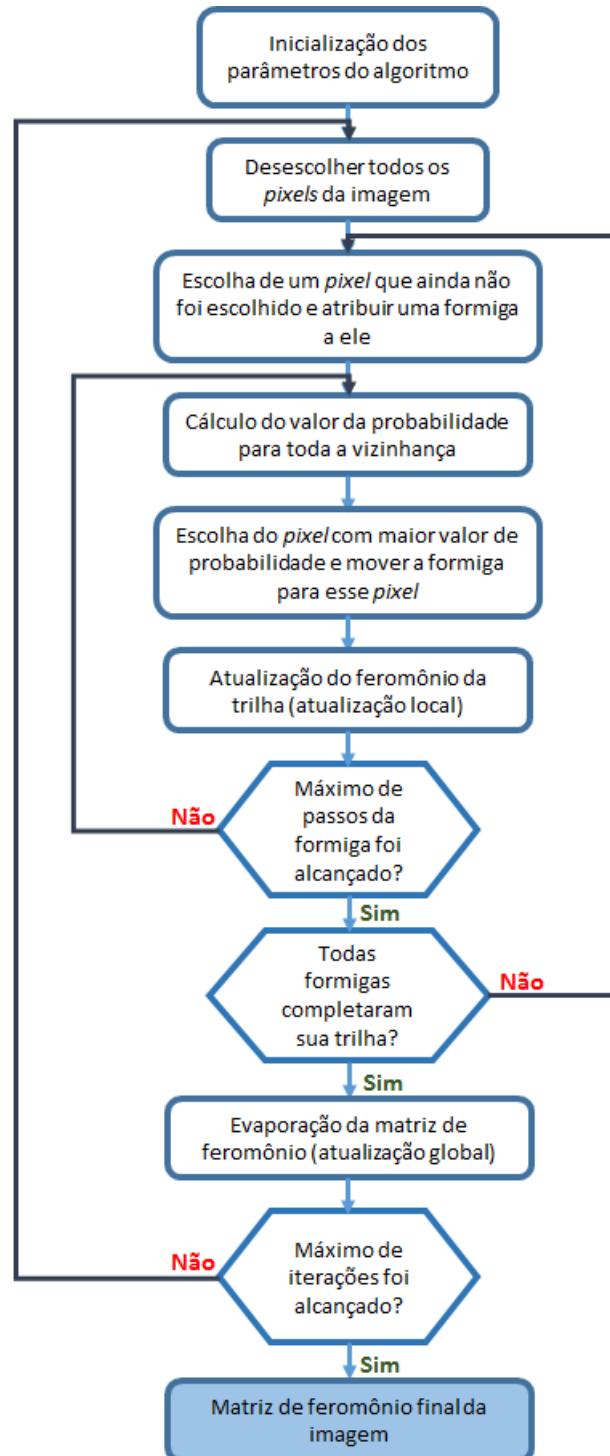
Fonte: Elaborada pelo autora.

6.2.3 – Algoritmo de Segmentação de Imagens utilizando ACO

O algoritmo ACO para segmentação das imagens de TC da base de dados proposto foi implementado seguindo o fluxograma da Figura 6.17.

Inicialmente são inicializados todos os parâmetros do algoritmo, como a matriz de feromônio inicial, os valores de constantes α e β , entre outros descritos no Capítulo 5. A partir disso, uma formiga é alocada em um *pixel* inicial aleatório, e traça o seu caminho a partir dele até alcançar um número máximo de passos, que é definido na implementação. Essa formiga percorre sua trilha por meio do cálculo das probabilidades de se mover para um *pixel* de sua vizinhança.

O número de formigas utilizadas é definido na implementação, e todas as formigas percorrem o número máximo de passos definidos, depois ocorre a evaporação da matriz de feromônio obtida para que os caminhos com menor deposição de feromônio sejam eliminados. Se o número de iterações totais do algoritmo não for alcançado, então todos os *pixels* são definidos como ainda não visitados e é iniciado novamente o processamento, para evitar que todas as formigas distribuídas aleatoriamente estejam em apenas uma pequena área e que solução obtida não seja uma representação da solução ótima global.

Figura 6.17 – Fluxograma do algoritmo ACO de segmentação de imagens proposto.

Fonte: Elaborada pelo autora.

Os parâmetros utilizados na inicialização do ACO utilizado nos algoritmos desenvolvidos neste trabalho para a detecção das áreas de AVCh e de AVCi são o ilustrados na Tabela 6.1. Em que IT é o número máximo de iterações, $NUMANT$ é o número de formigas utilizadas a cada iteração, NC é o número máximo de passos dados pela formiga, α representa a influência da informação heurística, β representa a influência do feromônio, ω é a taxa de evaporação local em cada iteração. Enquanto A e B são constantes que regem a atualização local do feromônio, δ é constante utilizada para calcular a distribuição de feromônio e ϵ é a constante utilizada nos cálculos da função heurística, descrita no Capítulo 5.

Tabela 6.1 – Parâmetros utilizados na inicialização do ACO.

Parâmetro	Valor inicial
$NUMANT$	10000
NC	30
IT	10
α	1
β	3
ω	0,95
δ	100
A	10
B	1
ϵ	0,01

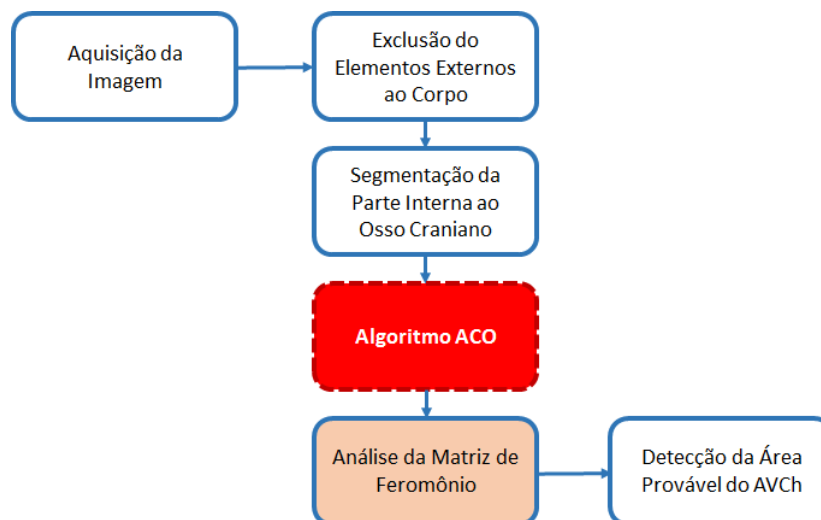
Foram desenvolvidos três algoritmos baseados no ACO, mencionados anteriormente, existe um utilizado para a detecção das áreas de hemorragia e dois para identificação de AVCi, um em que se utiliza o ACO apenas para a detecção dos ventrículos e o outro em que se detecta a área de isquemia com a segmentação baseada em ACO, cada um deles será detalhadamente descrito a seguir.

Algoritmo de Detecção de AVCh utilizando ACO

No algoritmo de detecção de AVCh, o algoritmo ACO é implementado para detecção da área de hemorragia cerebral propriamente dita, com o objetivo de melhorar a segmentação dessa área hiperdensa. O fluxograma modificado para o algoritmo do AVCh está ilustrado na Figura 6.18.

O processamento é iniciado com a aquisição das imagens, seguido pela exclusão da parte óssea e externa ao corpo, para que as formigas só utilizem as informações dos *pixels* que representam realmente o tecido cerebral onde estaria localizada a hemorragia. Essa exclusão é realizada de forma semelhante ao processamento do algoritmo de detecção de AVCi utilizando limiarização, Seção 6.2.2.

Figura 6.18 – Fluxograma do algoritmo de detecção do AVCh utilizando o algoritmo ACO proposto.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Após essa etapa as formigas começam a realizar seu processamento de acordo com o algoritmo descrito anteriormente, e de acordo com a função de atualização de feromônio (Seção 5.2) mais feromônio é depositado quanto menor for a intensidade de tons de cinza dos *pixels* presentes na trilha dessa formiga.

Ao final do processamento do ACO, os locais em que haverá maior deposição de feromônio serão as áreas de menor valor de atenuação dentro dos tecidos cerebrais. Essa área dos menores valores de atenuação são os ventrículos cerebrais, em compensação as áreas em que há a menor deposição de feromônio serão as áreas mais hiperdensas, sendo candidatas a área de hemorragia.

Dessa forma, ao final do processamento do ACO na imagem de TC é gerada uma matriz de feromônio e é utilizado o algoritmo *k-means* para que os *pixels* dessa imagem sejam separados em 4 classes, que representariam a substância branca, a substância cinzenta, o ventrículo e a possível área de AVCh a ser analisada.

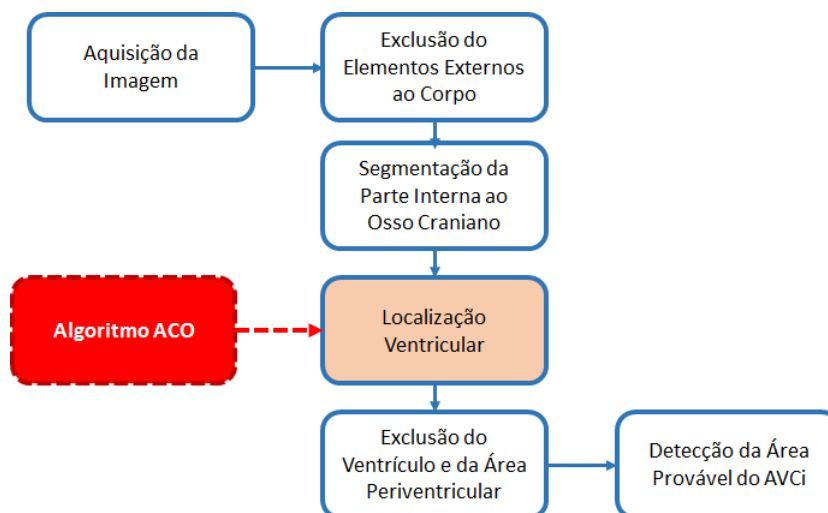
Como o objetivo desse algoritmo é a detecção de áreas de hemorragia, então a classe que possuía o menor valor de centro, ou seja, os menores valores de deposição de feromônio, por possuírem os valores de densidade mais altos, era analisada. Assim, se os *pixels* da imagem original que se encontram na mesma posição em que os *pixels* da classe de menor centro e possuem uma densidade entre 54 e 72, semelhante ao sangue agudo (hemorragia), essa classe é a colorida em vermelho e determinada como área de provável de hemorragia do AVC.

Algoritmo de Detecção de AVCi utilizando ACO para Localização Ventricular

No algoritmo de detecção do AVCi agudo/subagudo utilizando ACO para localização ventricular, a segmentação utilizando o algoritmo ACO foi implementada para aperfeiçoar a detecção do ventrículo cerebral, visando modificações de parâmetros do processamento existente

para uma melhora na detecção da área de isquemia. A implementação do ACO nesse algoritmo pode ser observada na Figura 6.19.

Figura 6.19 – Fluxograma do algoritmo de detecção do AVCi utilizando o algoritmo ACO para localização ventricular proposto.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Inicialmente no processamento foi realizada a aquisição das imagens, seguida da exclusão dos elementos externos ao corpo e do osso craniano, realizando assim a segmentação apenas da parte interna ao osso de modo semelhante ao algoritmo de detecção de AVCi utilizando limiarização.

Em seguida, inicia-se o processamento com as formigas utilizando os mesmos parâmetros iniciais mostrados na Tabela 6.1. É utilizada a mesma função de atualização de feromônio mencionada anteriormente descrita no Capítulo 5, de modo que as regiões com menor intensidade de tons de cinza, menos densas, são onde as formigas depositam a maior quantidade de feromônio.

Finalizando o ACO, a matriz de feromônio de toda a imagem é formada e é utilizado o algoritmo *k-means* para que os *pixels* sejam agrupados em 4 grupos diferentes, que representariam o ventrículo, a substância branca, a substância cinzenta e uma possível área de AVCi.

Porém nesse algoritmo apenas a classe de maior centro, aquela que possui os *pixels* com maior quantidade de feromônio, que representam na imagem de TC os *pixels* com menor intensidade de tons de cinza, é utilizada no processamento para a detecção do ventrículo.

Foram realizados alguns testes, mas a melhor combinação obtida foi a de que se o valor de centro que representa o grupo de maior valor de intensidade for maior do que 120, e uma área menor do que 3200 *pixels*, esse grupo representaria um ventrículo na imagem de TC. Normalmente, áreas maiores do que 3200 *pixels* representam as classes mais hipodensas na imagem original que são substância cinzenta, leucoaraiose ou AVCi, pois os ventrículos normalmente ocupam uma pequena área cerebral.

Se não houver classes dentro desses padrões determinado anteriormente, a imagem desse corte cerebral não possui ventrículo, e a identificação da área do provável AVCi será pesquisada dentro de toda parte interna do cérebro.

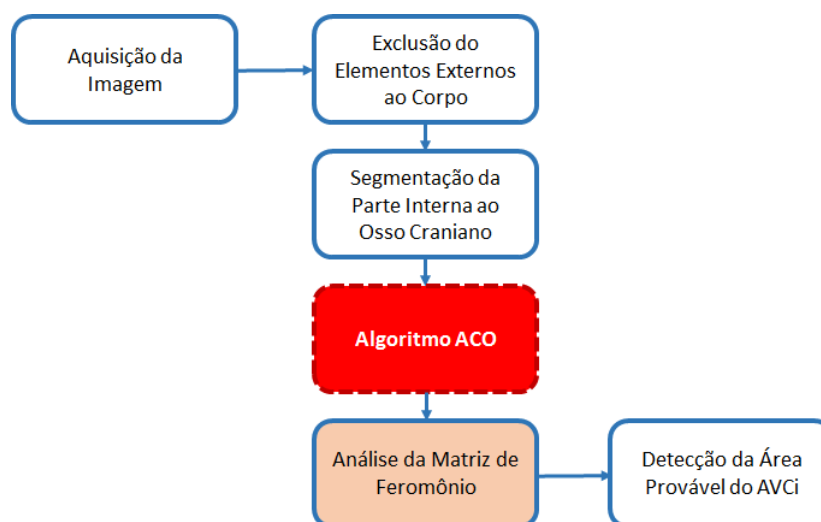
Após essa detecção da classe ventricular, essa área é excluída da imagem segmentada da parte interna do cérebro. E finalmente é realizada uma limiarização semelhante ao algoritmo de detecção de AVCi descrito anteriormente. Uma máscara 5×5 é utilizada para detecção da área de provável AVCi agudo/subagudo, e é aplicada à média resultante de intensidades uma limiarização de três classes, em que a média de intensidade dos níveis de cinza da área características do AVCi deve estar acima de 15 e abaixo de 25.

Um processamento matemático de erosão e posterior dilatação é realizado nessa imagem resultante. E dessa forma, os *pixels* que se encaixam nesse padrão são coloridos em verde e determinados como a área de provável AVCi agudo/subagudo.

Algoritmo de Detecção de AVCi utilizando ACO

No algoritmo de detecção de AVCi agudo/subagudo utilizando ACO a identificação da área de isquemia nos tecidos cerebrais em imagens de TC é realizada baseada nas informações de feromônios obtidas pelas formigas do ACO. O fluxograma desse algoritmo desenvolvido é mostrado na Figura 6.20

Figura 6.20 – Fluxograma do algoritmo de detecção do AVCi utilizando o algoritmo ACO proposto.



Fonte: Elaborada pelo autora.

O processamento tem início com a aquisição das imagens de TC de cabeça, e é seguido por um processamento semelhante ao algoritmo de detecção ventricular descrito anteriormente. Se houver a detecção de ventrículo pelo algoritmo, então a penúltima classe de maior valor de centro obtida pelo algoritmo *k-means* é analisada e se 89% (valor obtido de maneira empírica) dos seus *pixels* estiverem dentro do limiar de 15 a 25, predefinido anteriormente, ela será detectada como área de provável AVCi.

Se na imagem de um corte não houver detecção de ventrículo, a classe com maior valor de centro obtida é analisada, se 91% (valor obtido de maneira empírica) dos seus *pixels* estiverem dentro do limiar de 15 a 25, predefinido anteriormente, ela será detectada como área de provável AVCi. Esse valor é maior pois a classe por vezes é muito grande então quanto mais *pixels* dentro do limiar ela possuir, maior a probabilidade dela formar uma área provável de AVCi agudo/subagudo. Depois esses *pixels* dessa classe são coloridos em verde.

6.3 – Análise Estatística dos Algoritmos

A análise do desempenho dos algoritmos desenvolvidos foi realizada utilizando três medidas: sensibilidade, especificidade, e acurácia (Costa *et al.*, 2013; Akobeng, 2007). A sensibilidade (*Sens*) indica o quanto o algoritmo identifica corretamente a patologia quando ela realmente está presente, ou seja, o quão sensível ele é. Ela é calculada pela relação entre o número de pacientes com AVC corretamente identificados pelo algoritmo e o número total de pacientes com essa patologia identificados pelo padrão ouro, que é o laudo médico, dada por:

$$Sens = \frac{VP}{VP+FN}, \quad (6.1)$$

em que *VP* representa o número de verdadeiros positivos, ou seja, os pacientes identificados corretamente pelo algoritmo. E *FN*, os falsos negativos, que são os pacientes que possuem a patologia em questão, mas esta não foi detectada pelo algoritmo. O padrão-ouro utilizado neste trabalho, como mencionado anteriormente, foi a análise prospectiva realizada pelo radiologista especialista com mais de 15 anos de experiência.

A especificidade (*Esp*) determina a capacidade do algoritmo de excluir corretamente os pacientes que realmente não apresentam a patologia. É a relação entre os pacientes que o algoritmo não detectou o AVC e o número de pacientes que realmente não possuem essa doença, seu cálculo é dado por:

$$Esp = \frac{VN}{VN+FP}, \quad (6.2)$$

em que *VN* identifica os verdadeiros negativos, ou seja, quando não há detecção da patologia e ela realmente não está presente. E *FP*, os falsos positivos, ou quando há a detecção da patologia, mas ela não está presente.

A acurácia (*Ac*) determina a taxa global de correta classificação da detecção de AVC do algoritmo, ou seja, a competência do algoritmo de detectar corretamente quando há e quando não há a presença da patologia. A equação 6.3 define como se dá o cálculo da acurácia, que é a proporção de tudo que foi corretamente detectado e o número total de pacientes avaliados.

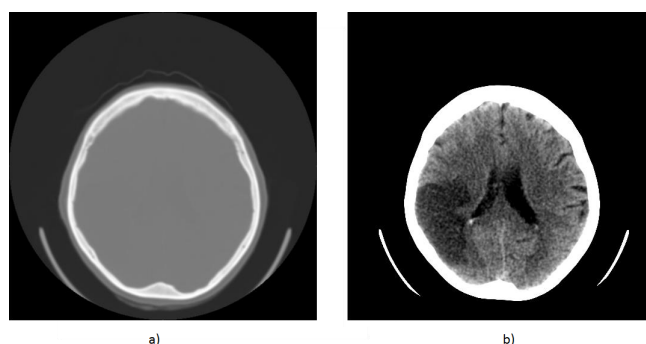
$$Ac = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (6.3)$$

O padrão-ouro utilizado é composto pelo laudo completo de cada um dos pacientes da base de dados obtida e ainda pelas imagens marcadas de todas as lesões indicativas de AVCi agudo/subagudo.

Assim, as imagens que foram detectadas pelos algoritmos que possuíam a patologia foram analisadas *pixel a pixel*, a fim de definir se aquela área detectada realmente correspondia ao AVCi ou AVCh. O desempenho dos algoritmos também foi verificado analisando os resultados dos algoritmos por paciente e por cortes. Verificando a correlação caso a caso do laudo e com a imagem de resultado dos algoritmos propostos.

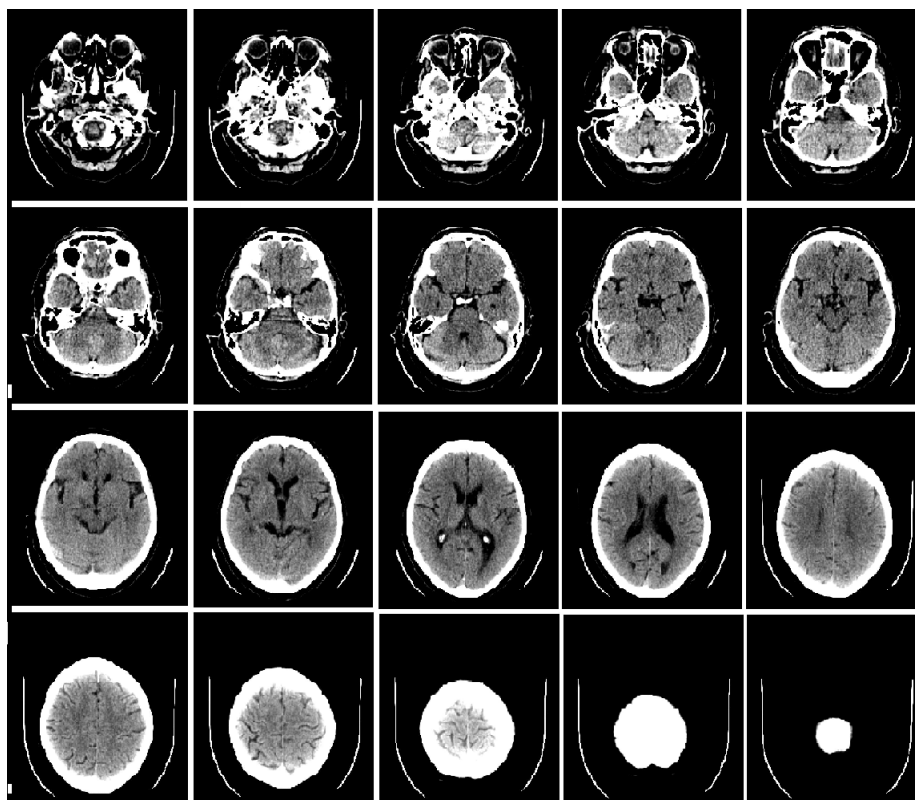
O processamento das imagens de TC cerebral de todos os pacientes foi realizado utilizando as imagens originais, com todas intensidades de níveis de cinza (Figura 7.1a), para que não fosse perdida nenhuma informação sobre o tecido encefálico. Porém para a visualização dos tecidos moles presentes na cabeça é necessário realizar um processamento (Figura 7.1b), permitindo assim, uma melhor visualização dos tecidos onde podem ocorrer o AVCi e o AVCh. Nesse processamento é determinado qual intensidade de tom de cinza será representado em branco e qual será representada em preto.

Figura 7.1 – TC original (a) e após processamento para visualização dos tecidos cerebrais (b).



Fonte: Elaborada pelo autora.

Cada paciente da base de dados de imagens de tomografia computadorizada possui um conjunto de cerca de 20 imagens, cada uma representando um corte cerebral e espessura entre cada corte de 8 mm. Na Figura 7.2 estão representados todos os cortes do cérebro sem nenhuma alteração de um paciente, ou seja, com um padrão normal de todas as estruturas e tecidos cerebrais. Para os algoritmos desenvolvidos foi realizado o processamento de todos os cortes, simulando assim uma situação real, em que o tomógrafo realizaria o exame e todas as imagens seriam processadas pelos algoritmos desenvolvidos.

Figura 7.2 – Conjunto de imagens de um único exame de TC.

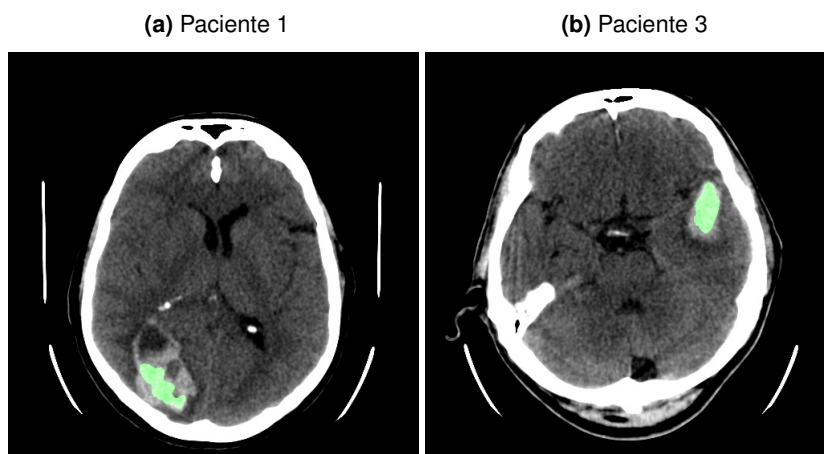
Fonte: Elaborada pelo autora.

7.1 – AVCh Utilizando Limiarização

No algoritmo da detecção do AVCh utilizando limiarização foram processadas apenas as imagens de 35 pacientes, para diminuir o número de pacientes dentro da normalidade que estão dentro da base de dados utilizada, tentando obter uma amostra de cada uma das patologias presentes na base para se fazer uma análise de como está sendo essa detecção do AVCh. Desses 35 pacientes, 7 deles apresentam-se dentro da normalidade, 3, com AVCh, 12, com AVCi, e 13, com outras patologias, como perda volumétrica, leucoaraiose, tumor, aneurisma, calcificações, entre outras. Todas as imagens de todos os cortes de cada um dos pacientes da base de dados foram processados pelo algoritmo desenvolvido.

As imagens obtidas após o processamento de todas as imagens dos pacientes que possuíam AVCh são mostrados nas Figuras 7.3a e 7.3b. É possível observar que existem áreas assinaladas em verde, que representam exatamente as áreas de hemorragia causadas pelo AVCh.

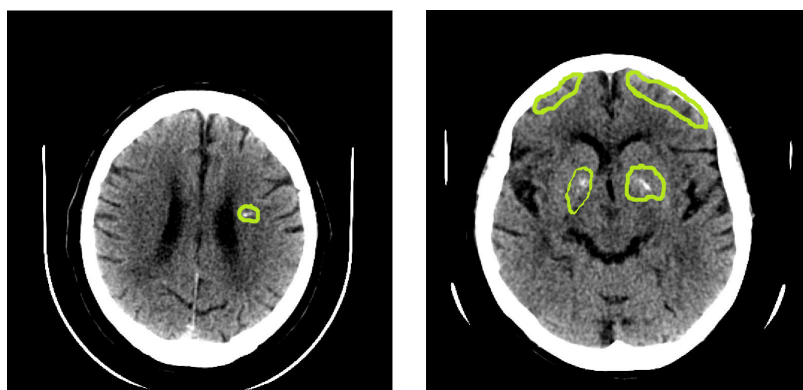
A Tabela 7.1 apresenta os resultados da análise estatística do algoritmo de detecção de AVCh desenvolvido. É possível salientar que além dos pacientes que apresentavam o AVCh, haviam outras patologias que se assemelham a essa patologia em imagens de TC na base de dados, devido a intensidade de tons de cinza apresentado, e mesmo assim não foram

Figura 7.3 – Imagem final do algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.

identificadas pelo algoritmo, como as calcificações e alguns tumores, como ilustram as imagens da Figura 7.4.

Tabela 7.1 – Análise estatística por paciente dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
100%	100%	100%

Figura 7.4 – Imagens com outras lesões hiperdensas no cérebro.

Na Tabela 7.2 estão dispostos os resultados da análise estatística por cortes para esse algoritmo desenvolvido. Nesse resultado é indicado a capacidade do algoritmo de detectar o corte em que há a lesão hemorrágica causada pelo AVCh, apresentando uma sensibilidade de 44,4%, uma especificidade de 100% e uma acurácia de 97,%. Dessa forma, não é necessário detectar todos os *pixels* corretamente dentro da imagem, se houver a detecção desse corte e ele apresenta a patologia, esse resultado é considerado como verdadeiro positivo.

Na Tabela 7.3 são apresentados os resultados da análise estatística por *pixels* para esse algoritmo desenvolvido. Nesse resultado é indicado a capacidade do algoritmo de detectar o corte

Tabela 7.2 – Análise estatística por corte dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
44,4%	100,0%	97,5%

em que há a lesão hemorrágica causada pelo AVCh, obtendo uma sensibilidade de 11,9%, uma especificidade de 99,99% e uma acurácia de 99,96%. Dessa forma, é realizada uma comparação *pixel a pixel* para se identificar o desempenho do algoritmo na detecção da área propriamente dita da lesão hemorrágica. Assim, uma detecção só é considerada verdadeiro positivo se o *pixel* foi identificado como hemorrágico pelo médico e também pelo algoritmo.

Tabela 7.3 – Análise estatística por *pixel* dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
11,90%	99,99%	99,96%

Com esse algoritmo foi possível detectar áreas de hemorragia causadas por AVCh utilizando um processamento simples, sem a utilização de técnicas de alto custo computacional, obtendo-se uma acurácia e uma sensibilidade de 100% por paciente. Dessa forma, se o paciente tivesse realmente a patologia o algoritmo seria capaz de identificar isso.

Apesar de apresentar uma sensibilidade de 44% para análise dos resultados por corte e cerca de 12% para a análise por *pixel*, valores baixos. Porém os valores de especificidade para todas as análises foi superior a 95% e os valores de acurácia foram todos superiores a 97% o que representa um bom resultado quando comparados a outros trabalhos de detecção de AVCh como o de (Gillebert *et al.*, 2014) que apresenta uma acurácia entre a área delimitada manual e automaticamente variando de 52 a 89%. Os valores de sensibilidade reduzidos em relação a outros trabalhos é decorrente de um número grande de *pixels* marcados como possível área de AVCh pelo médico, alguns até em áreas muito próximas e semelhantes ao crânio, podendo nessa etapa ter ocorrido erros humanos.

Em relação ao trabalho de (Gan *et al.*, 2014) que apresenta um grau de coincidência da área de 86,4%, pode-se observar que esse algoritmo apresenta resultados para a sensibilidade insatisfatório por *pixels* de aproximadamente 12%. Porém esse trabalho utiliza a comparação dos dois hemisférios cerebrais para realizar seu processamento o que pode inferir em erros quando há rotação durante a realização do exame, ou até se houver desvios da linha médias, das estruturas cerebrais, erros que são evitados no processamento utilizando limiarização e o ACO.

Além disso, o processamento do conjunto de 22 imagens de TC de cada paciente foi realizado em cerca de 3 segundos, em um *desktop* com memória RAM de 8 *Gigabytes* (GB) e um

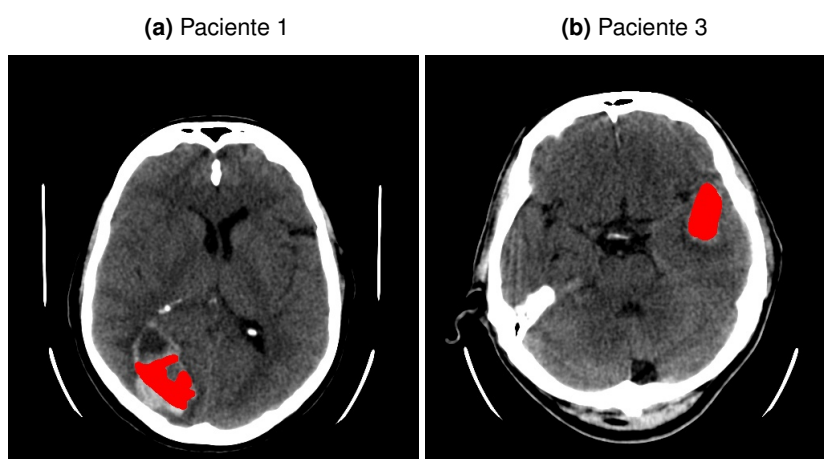
processador AMD Phenom II X4. Os outros trabalhos da literatura não possuem um parâmetro de tempo de processamento. Sendo assim, o algoritmo implementado obteve um resultado satisfatório para a base de dados utilizada, principalmente em relação a acurácia e especificidade e obtendo um tempo de processamento curto.

7.2 – AVCh utilizando ACO

No algoritmo da detecção do AVCh utilizando ACO foram utilizadas no processamento as mesmas imagens dos 35 pacientes que foram utilizadas na detecção do AVCh utilizando limiarização.

As imagens mostradas na Figura 7.5a e 7.5b foram obtidas após o processamento de todas as imagens da base de dados com o método do ACO. Nelas é possível observar que existem áreas assinaladas em vermelho, que representam as áreas de hemorragia detectadas pelo algoritmo.

Figura 7.5 – Imagem final do algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.



Na Tabela 7.4 está apresentada a análise estatística dos resultados obtidos pelo algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO por paciente. O resultado é semelhante ao obtido com a limiarização, com uma sensibilidade, especificidade e acurácia de 100%.

Tabela 7.4 – Análise estatística por paciente dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
100%	100%	100%

A análise estatística dos resultados desse algoritmo por corte é mostrada na Tabela 7.5. É possível observar que o valor de sensibilidade é de aproximadamente 52%, o valor da especificidade é de 100% e a acurácia é de 99,99%.

Tabela 7.5 – Análise estatística por corte dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
51,85%	100%	99,99%

Na análise estatística *pixel a pixel* dos resultados obtidos pelo algoritmo existe uma sensibilidade de 34,94%, uma especificidade de 99,99% e uma acurácia de 99,97%. Esses resultados são apresentados na Tabela 7.6.

Tabela 7.6 – Análise estatística por *pixel* dos resultados para o algoritmo de detecção de AVCh utilizando ACO.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
34,94%	99,99%	99,97%

Novamente, o algoritmo apresenta valores baixos de sensibilidade para as análises por cortes ou *pixel a pixel*, porém apresentam uma melhora de 23% em relação ao algoritmo que realiza a detecção utilizando limiarização. E a sensibilidade na análise por paciente e a acurácia e especificidade obtidas foram todas acima 99%, porém o tempo de processamento do mesmo conjunto de 22 imagens utilizado na limiarização é de 1 minuto e 15 segundos.

Esse algoritmo apresenta uma sensibilidade de 51,85% para análise dos resultados por corte e cerca de 35% para a análise por *pixel*, valores baixos, porém superiores ao algoritmo utilizando limiarização apresentando uma melhora de aproximadamente 23% na detecção por *pixels* e de 7% na detecção por cortes. Porém os valores de especificidade e acurácia para todas as análises foram superiores a 99%, o que representa um bom resultado quando comparados a outros trabalhos de detecção de AVCh como o de (Gillebert *et al.*, 2014) que apresenta uma acurácia entre a área delimitada manual e automaticamente variando de 52 a 89%.

Em relação ao trabalho de (Gan *et al.*, 2014) que apresenta um grau de coincidência da área de 86,4%, pode-se observar que o algoritmo desenvolvido apresenta resultados para a sensibilidade insatisfatórios por *pixels*, de aproximadamente 35%.

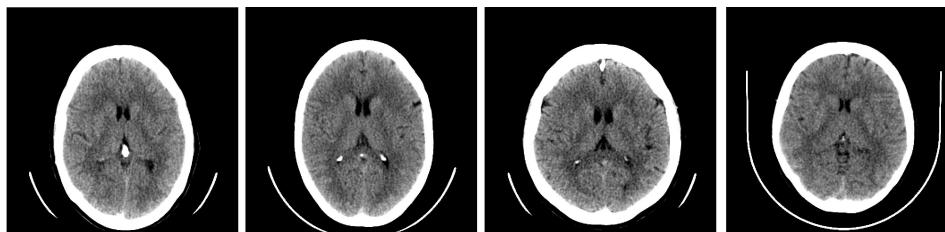
Como o número de *pixels* que não são assinalados como área de hemorragia é enorme e foram utilizados todas as imagens de cada um dos pacientes, o algoritmo desenvolvido possui uma acurácia elevada, por sua capacidade de excluir o que realmente não é AVCh.

7.3 – AVCi Utilizando Limiarização

No algoritmo de detecção de AVCi, as imagens de 293 pacientes foram utilizadas para se realizar o processamento e posterior análise estatística do desempenho desse algoritmo.

O resultado desse processamento em imagens de TC de crânios de pacientes dentro da variabilidade normal é mostrado na Figura 7.6.

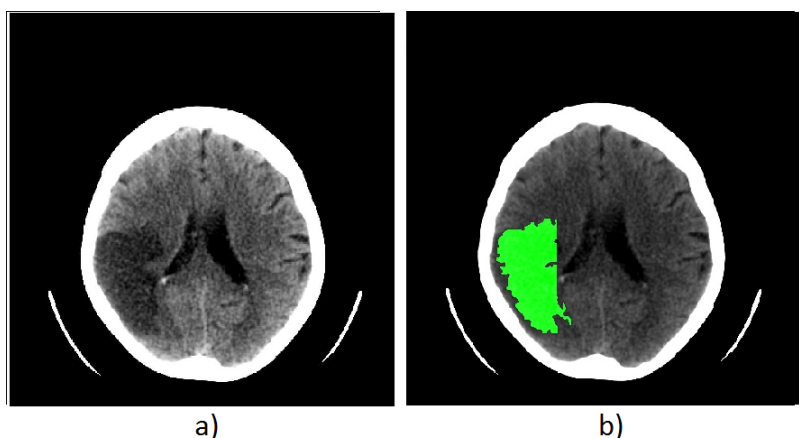
Figura 7.6 – Exemplos de TCs de um mesmo corte de 4 pacientes considerados normais pelo algoritmo.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Na Figura 7.7 está ilustrada a imagem original do Paciente 151 que apresenta AVCi agudo/subagudo e o resultado do processamento desse mesmo corte desse paciente.

Figura 7.7 – Imagem original (a) e após o processamento (b), com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 151.



Fonte: Elaborada pelo autora.

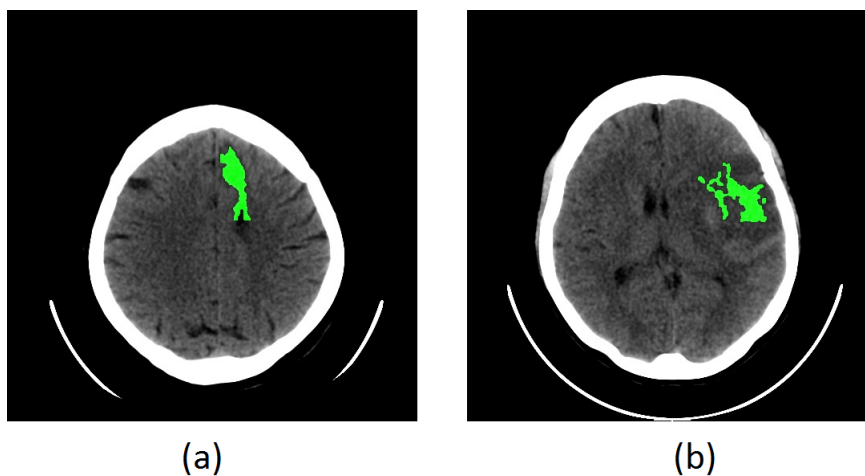
Na Figura 7.8 estão mostrados os resultados do processamento digital de algumas imagens das TCs de crânio dos Pacientes 93 e 229, em que houve a detecção de forma correta das áreas de AVCi agudo/subagudo, segundo a comparação com o laudo médico. Os *pixels* que foram detectados como parte dessa área isquêmica foram coloridos em verde.

Apesar da utilização dessa detecção baseada na posição ventricular, ainda existem alguns erros pela identificação da leucoaraiose como região de AVCi, como falso positivo, pois existem casos em que a exclusão ventricular não é realizada satisfatoriamente. Inclusive havendo aparecimento de lesões cerebrais crônicas que apresentam a mesma intensidade ventricular, na Figura 7.9 é ilustrada com esse tipo de erro uma TC após o processamento.

Além do erro citado anteriormente, novamente quando o ventrículo não é detectado e se área periventricular não for excluída de forma satisfatória, esse próprio ventrículo pode ser detectado como área de AVCi. Na Figura 7.10 estão apresentados alguns desses casos.

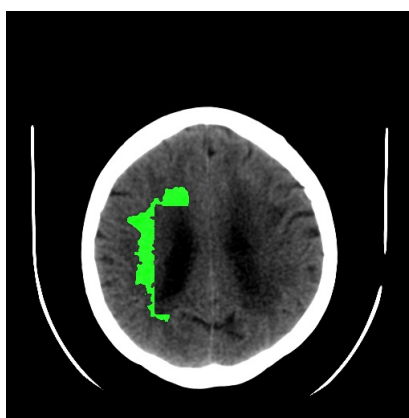
As técnicas de limiarização foram testadas em imagens de TC de cérebro e é possível observar na Tabela 7.7 que o algoritmo desenvolvido apresentou uma acurácia de 84,4%,

Figura 7.8 – Imagem após o processamento com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 229 (a) e 93 (b).



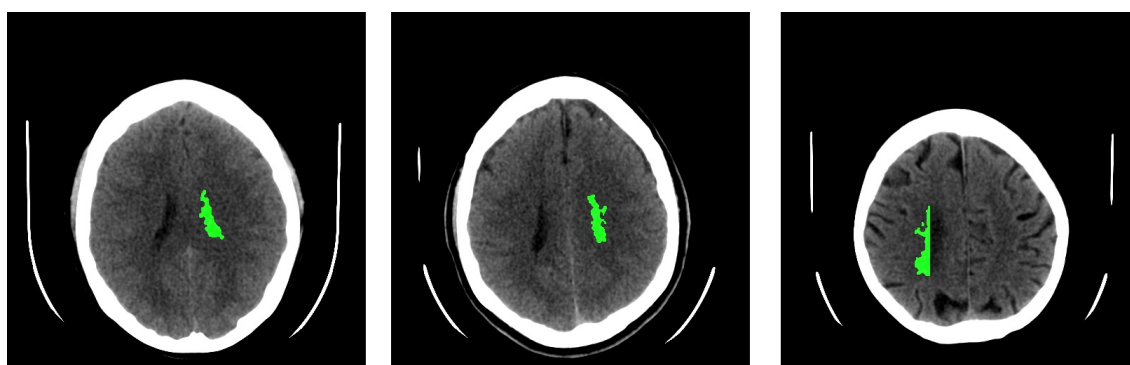
Fonte: Elaborada pelo autora.

Figura 7.9 – Detecção errada da área de leucoaraiose como área de provável AVCi agudo/subagudo.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Figura 7.10 – Detecção errada da área do ventrículo cerebral como área de provável AVCi agudo/subagudo.



Fonte: Elaborada pelo autora.

uma especificidade de 85,77% e uma sensibilidade de 54,54% na detecção de áreas de AVCi agudo/subagudo nas imagens de TC por pacientes.

Tabela 7.7 – Avaliação de desempenho do algoritmo de detecção de AVCi por paciente.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
54,54%	85,77%	84,40%

Na análise estatística por cortes dos resultado obtidos por esse algoritmo, observa-se na Tabela 7.8 uma sensibilidade baixa de 19,7%, uma especificidade de 98,89% e uma acurácia de 97,91%. Em relação a sua detecção de cortes que apresentavam o AVCi agudo/subagudo é possível observar que o algoritmo detecta o paciente, porém a detecção do tamanho da lesão em relação ao volume não é ideal.

Tabela 7.8 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi por cortes.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
19,70%	98,89%	97,91%

O resultado obtido por esse algoritmo foi analisado estatisticamente *pixel a pixel* e seu resultado está apresentado na Tabela 7.9. Esse apresenta uma sensibilidade de 10,62%, uma especificidade de 99,44% e uma acurácia de 98,56%. Pode-se observar então que a área detectada pelo AVCi é bem menor em relação a área da real isquemia que está ocorrendo.

Tabela 7.9 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi por *pixel*.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
10,62%	99,44%	98,56%

Apesar da localização e exclusão da área ventricular e periventricular, ainda existiram 14 falsos positivos encontrados pela semelhança da intensidade de cinza da leucoaraiose com a área de AVCi agudo/subagudo, ou porque a localização do ventrículo não foi realizada de maneira adequada, ou ainda porque a área periventricular excluída foi muito pequena para eliminar toda a leucoaraiose na imagem, como ilustrado anteriormente.

A sensibilidade alcançada pelo algoritmo desenvolvido para a análise por paciente foi de 54,54%, e a área detectada foi cerca de 10% da área isquemiada real. Apesar de existirem 5 pacientes em que existe a falsa rejeição da patologia, em dois deles o acometimento da doença tinha acontecido há menos de 2h, então ainda não havia quase nenhuma mudança na densidade cerebral.

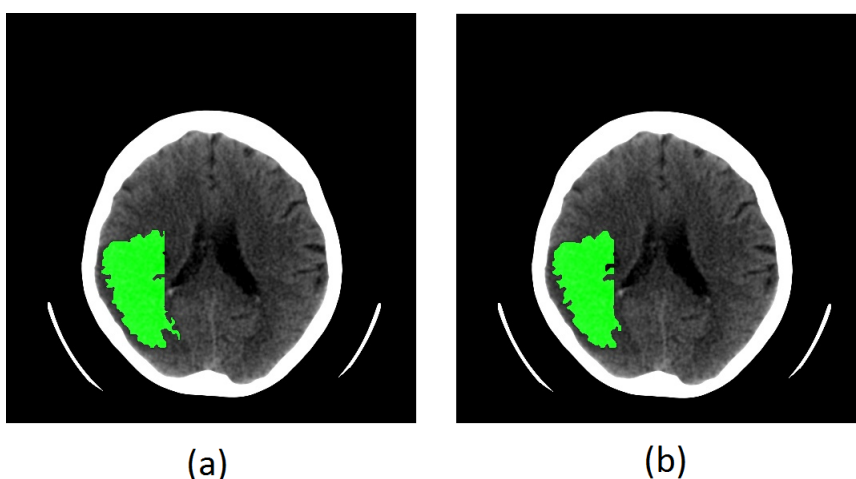
Esse algoritmo foi implementado utilizando apenas limiarizações e apresenta, para o processamento do conjunto de imagens (20) de cada paciente, um tempo de execução de quatro segundos.

7.4 – AVCi Utilizando ACO para Detecção Ventricular

No algoritmo de detecção de AVCi utilizando o ACO para a detecção ventricular foram utilizadas mesmas imagens do banco de dado utilizado para a detecção do AVCi utilizando limiarização, e posteriormente foi realizada uma análise estatística do desempenho desse algoritmo, realizada por paciente, por corte e por *pixel* identificados.

Na Figura 7.11(a) está ilustrada a imagem do Paciente 151 que apresenta AVCi agudo/subagudo após o processamento utilizando a limiarização e Figura 7.11(b) o resultado do processamento desse mesmo corte desse paciente para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO na detecção ventricular.

Figura 7.11 – Imagem resultante da detecção com limiarização (a) e com ACO para detecção ventricular (b), com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 151.



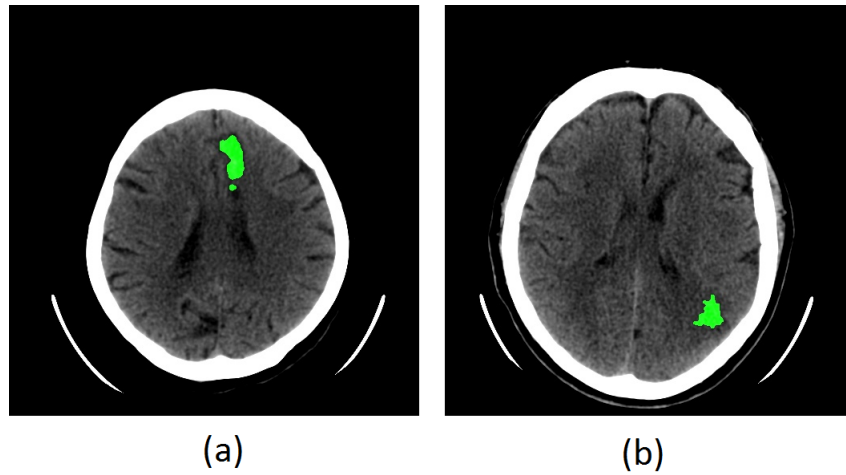
Fonte: Elaborada pelo autora.

Como a detecção do AVCi propriamente dita é realizada utilizando a mesma limiarização as áreas de detecção são bem semelhantes. Na Figura 7.17 estão mostrados os resultados do processamento digital de algumas imagens das TCs de crânio dos Pacientes 82 (b) e 229 (a), em que houve a detecção de forma correta das áreas de AVCi agudo/subagudo, segundo a comparação com o laudo médico. Os *pixels* que foram detectados como parte dessa área isquêmica foram coloridos em verde.

Apesar da utilização dessa detecção utilizando ACO, ainda existem alguns erros pela identificação da leucoaraiose como região de AVCi, como falso positivo, quando não há uma exclusão da área periventricular de forma satisfatória. Na Figura 7.13 é ilustrado esse tipo de erro uma TC após o processamento.

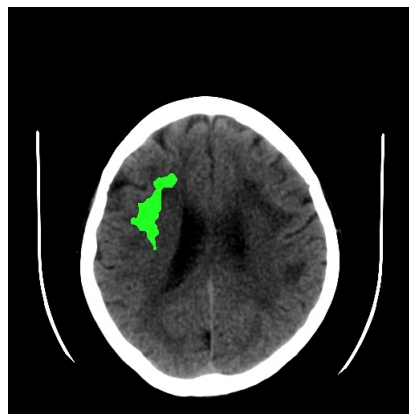
Além do erro citado anteriormente, no algoritmo também há a detecção de algumas áreas ventriculares com áreas de provável AVCi agudo/subagudo. Isso ocorre quando o ventrículo não é detectado e se área periventricular não for excluída de forma satisfatória. Apesar de apresentar esse mesmo erro do algoritmo que utiliza a limiarização, no resultado geral, para o algoritmo anterior foram detectadas 12 imagens de cortes com ventrículos sendo detectados

Figura 7.12 – Imagem após o processamento pelo algoritmo utilizando ACO na detecção ventricular do Paciente 229 (a) e 82 (b).



Fonte: Elaborada pelo autora.

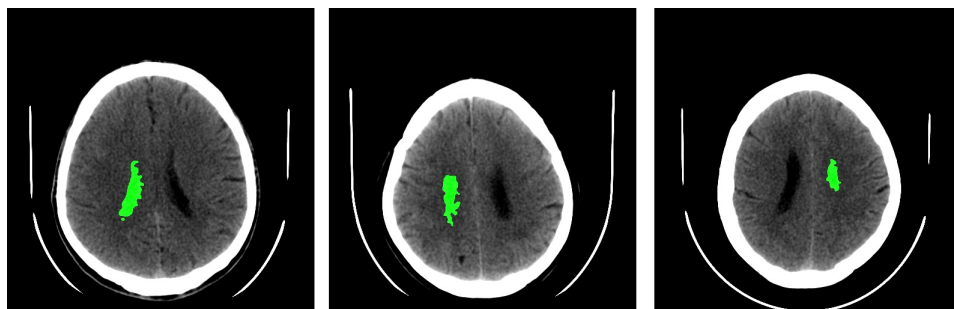
Figura 7.13 – Detecção errada da área de leucoaraiose como área de provável AVCi agudo/subagudo pelo algoritmo que utiliza ACO para detectar os ventrículos.



Fonte: Elaborada pelo autora.

como área de isquemia, enquanto para o algoritmo que utiliza o ACO nessa detecção em apenas 6 imagens de cortes é observado esse mesmo erro. Na Figura 7.14 estão apresentados alguns desses casos.

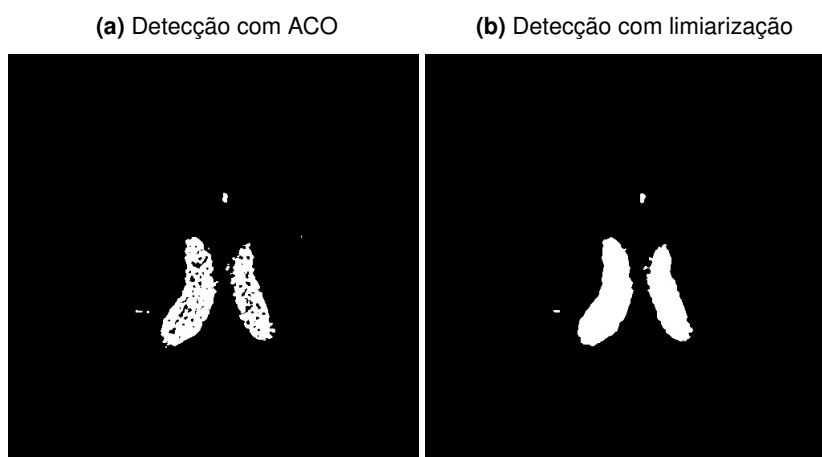
Figura 7.14 – Detecção errada da área ventricular como área de provável AVCi agudo/subagudo utilizando ACO.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Com a utilização do algoritmo ACO para a segmentação do ventrículo (Figura 7.15a) obtiveram-se mais cortes em que os ventrículos foram identificados, porém na detecção da área ventricular propriamente dita a detecção utilizando limiarização (Figura 7.15b) é superior como é ilustrado na Figura 7.15. Porém com um pós processamento, como um processamento morfológico esse erro pode ser corrigido.

Figura 7.15 – Detecção da área ventricular utilizando ACO e limiarização.



Houveram alguns erros que foram obtidos nesse algoritmo em função da dilatação da área ventricular, para eliminação da área periventricular, assim, houve a detecção de um número maior de leucoaraiose, aumentando o número de falsos positivos detectados e diminuindo a especificidade do algoritmo.

O algoritmo desenvolvido foi analisado a partir dos pacientes, dos cortes e dos *pixels* identificados em seu resultado final e é possível observar na Tabela 7.10 que esse resultado apresentou uma acurácia de 80,8%, uma especificidade de 81,17% e uma sensibilidade de 72,72% na detecção de áreas de AVCi agudo/subagudo nas imagens de TC por pacientes.

Tabela 7.10 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO na detecção ventricular por paciente.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
72,72%	81,17%	80,8%

Em relação ao algoritmo de detecção por limiarização por pacientes há uma diminuição da especificidade em 4,5% e uma diminuição da acurácia de 3,5%, porém um aumento da sensibilidade em 18,2%.

Na análise estatística por cortes dos resultado obtidos por esse algoritmo, observa-se na Tabela 7.11 uma sensibilidade baixa de 24,24%, uma especificidade de 98,76% e uma acurácia de 97,84%. Em relação a sua detecção de cortes que apresentavam o AVCi agudo/subagudo é possível observar que o algoritmo detecta o paciente, porém a detecção do tamanho da lesão em

relação ao volume não é ideal, mesmo com um aumento de 5% na sensibilidade em relação ao algoritmo anterior.

Tabela 7.11 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO na detecção ventricular por cortes.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
24,24%	98,76%	97,84%

Em relação ao algoritmo de detecção por limiarização por cortes há um aumento de menos de 1% na especificidade e na acurácia, enquanto a sensibilidade aumenta em 4,5%.

O resultado obtido por esse algoritmo foi analisado estatisticamente *pixel a pixel* e seu resultado está apresentado na Tabela 7.12. Esse apresenta uma sensibilidade de 10,78%, uma especificidade de 99,60% e uma acurácia de 98,73%. Pode-se observar então que a área detectada pelo AVCi é bem menor em relação a área da real isquemia que está ocorrendo, de forma semelhante ao que ocorre com a detecção do AVCi utilizando limiarização.

Tabela 7.12 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO na detecção ventricular por *pixel*.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
10,78%	99,6%	98,73%

A sensibilidade alcançada pelo algoritmo desenvolvido utilizando ACO na detecção do ventrículo cerebral para a análise por paciente foi de 72,72%, e a área detectada foi cerca de 10% da área isquemiada real. Em relação ao algoritmo de detecção por limiarização por *pixels* há um aumento de menos de 1% na especificidade, na acurácia e na sensibilidade.

Esse algoritmo foi implementado utilizando um algoritmo de otimização baseado em colônia de formigas para detectar o ventrículo e apresenta um tempo de execução de 1 minuto e 5 segundos para o processamento do conjunto de imagens (20) de um paciente.

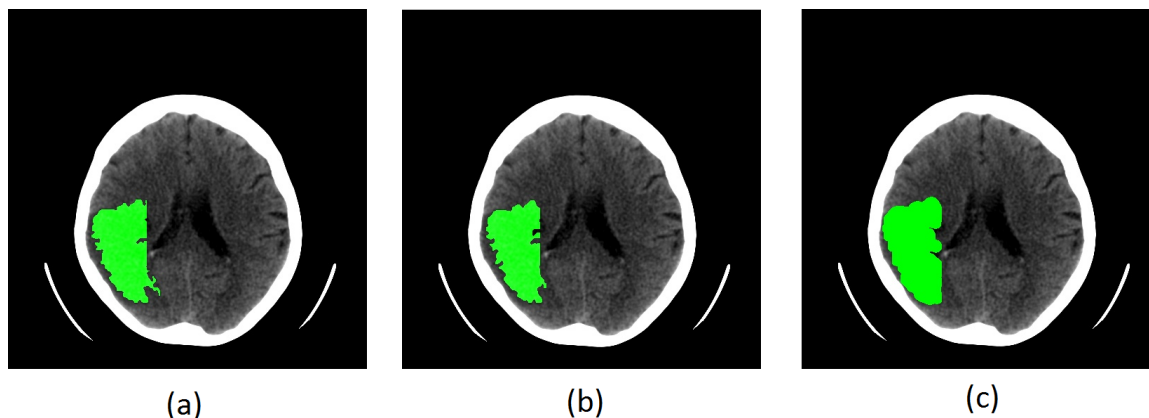
7.5 – AVCi Utilizando ACO

No algoritmo de detecção de AVCi utilizando o ACO foram utilizadas mesmas imagens do banco de imagens utilizado para a detecção com os dois últimos algoritmos, e posteriormente foi realizada uma análise estatística do desempenho desse algoritmo, realizada por paciente, por corte e por *pixel* identificados.

Na Figura 7.16(a) está ilustrada a imagem do Paciente 151 que apresenta AVCi agudo/subagudo após o processamento utilizando a limiarização, na Figura 7.16(b) o resultado do processamento desse mesmo corte desse paciente para o algoritmo de detecção de AVCi

utilizando ACO na detecção ventricular e na Figura 7.16(c) está apresentado resultado do processamento da detecção do AVCi utilizando o ACO.

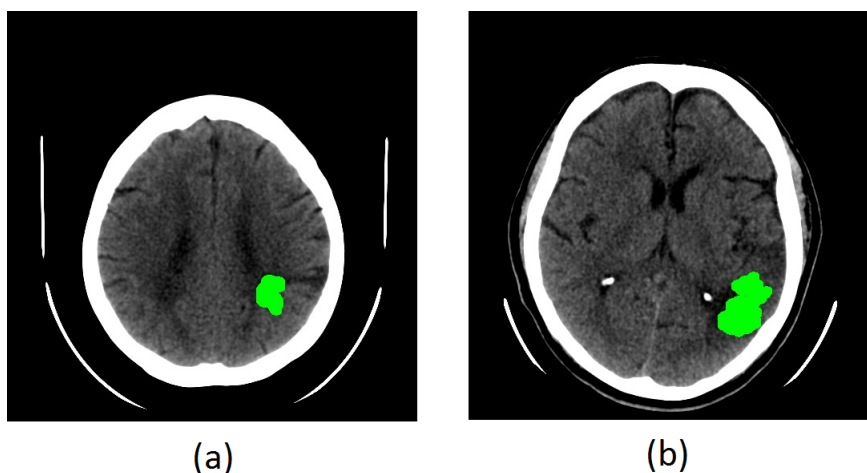
Figura 7.16 – Imagem resultante da detecção com limiarização (a), com ACO para detecção ventricular (b) e com o ACO para detecção do AVCi (c), com a identificação da área de provável AVCi agudo/subagudo do Paciente 151.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Na Figura 7.17 estão mostrados os resultados do processamento digital de algumas imagens das TCs de crânio dos Pacientes 54 (b) e 82 (a), em que houve a detecção de forma correta das áreas de AVCi agudo/subagudo, segundo a comparação com o laudo médico. Os *pixels* que foram detectados como parte dessa área isquêmica foram coloridos em verde.

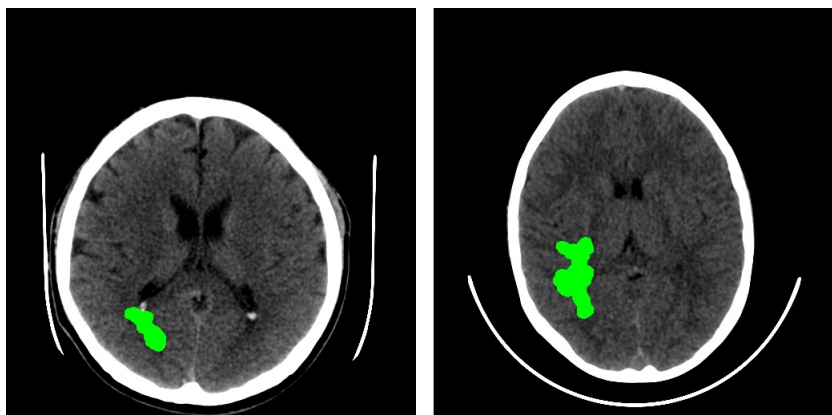
Figura 7.17 – Imagem após o processamento pelo algoritmo utilizando ACO do Paciente 54 (a) e 82 (b).



Fonte: Elaborada pelo autora.

Como a detecção da área de isquemia é realizada a partir das classes do *k-means* e os valores de atenuação da substância branca são semelhantes aos das áreas de AVCi agudo/subagudo, então nesse algoritmo foram detectadas algumas áreas de substância branca falsos positivos, como é ilustrado na Figura 7.18.

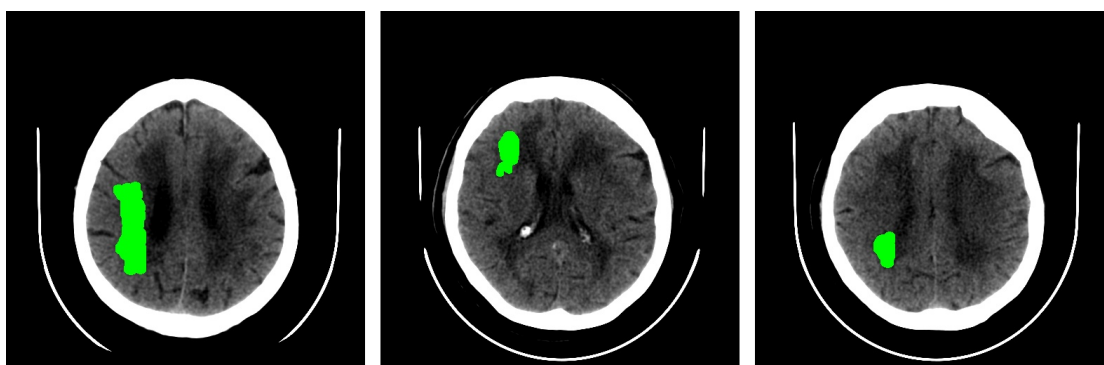
Figura 7.18 – Detecção errada da área de substância branca como área de provável AVCi agudo/subagudo pelo algoritmo que utiliza ACO.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Ainda existem alguns erros relacionados a detecção errada da leucoaraiose como região de AVCi, como falso positivo. Na Figura 7.19 é ilustrado esse tipo de erro em uma TC após o processamento.

Figura 7.19 – Detecção errada da área de leucoaraiose como área de provável AVCi agudo/subagudo pelo algoritmo que utiliza ACO.



Fonte: Elaborada pelo autora.

Para eliminar as detecções equivocadas de ventrículos como AVCi, foi eliminada uma parte central da interior craniano mesmo em imagens em que não eram detectados os ventrículos, assim não houve mais nenhum erro similar.

O algoritmo desenvolvido foi analisado a partir dos pacientes, dos cortes e dos *pixels* identificados em seu resultado final e é possível observar na Tabela 7.13 que esse apresentou uma acurácia de 88%, uma especificidade de 88,7% e uma sensibilidade de 72,72% na detecção de áreas de AVCi agudo/subagudo nas imagens de TC por pacientes.

Em relação ao desempenho por paciente do algoritmo de detecção de AVCi utilizando o ACO para detecção ventricular a sensibilidade permanece a mesma, em 72,72%, há um aumento de 7% na especificidade e de 8% na acurácia.

Na Tabela 7.14 é observada a análise estatística por cortes dos resultado obtidos por esse algoritmo, uma sensibilidade baixa de 27,27%, uma especificidade de 98,91% e

Tabela 7.13 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO por paciente.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
72,72%	88,7%	88,0%

uma acurácia de 98,03%. Em relação a sua detecção de cortes que apresentavam o AVCi agudo/subagudo é possível observar que o algoritmo detecta o paciente, porém a detecção do tamanho da lesão em relação ao volume não é ideal para nenhum dos três algoritmos desenvolvidos.

Tabela 7.14 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO por cortes.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
27,27%	98,91%	98,03%

Em relação ao desempenho por cortes do algoritmo de detecção de AVCi utilizando o ACO para detecção ventricular a sensibilidade aumenta em 3%, e a especificidade e a acurácia tem um aumento de menos de 1%.

O desempenho desse algoritmo também foi analisado estatisticamente *pixel a pixel* e seu resultado está apresentado na Tabela 7.15. Esse apresenta uma sensibilidade de 12,57%, uma especificidade de 99,99% e uma acurácia de 99,97%. Pode-se observar então que a área detectada pelo AVCi é bem menor em relação a área da real isquemia que está ocorrendo, de forma semelhante ao que ocorre com os outros dois algoritmos implementados.

Tabela 7.15 – Avaliação de desempenho para o algoritmo de detecção de AVCi utilizando ACO por *pixel*.

Sens (%)	Esp (%)	Ac (%)
12,57%	99,99%	99,97%

A sensibilidade alcançada pelo algoritmo desenvolvido utilizando ACO na detecção de AVCi agudo/subagudo para a análise por paciente foi de 72,72%, e a área detectada foi cerca de 12% da área isquemiada real, que apesar de apresentar um aumento de 2% em relação aos outros algoritmos implementados é um valor baixo. Em relação ao desempenho por *pixels* do algoritmo de detecção de AVCi utilizando o ACO para detecção ventricular houve um aumento de menos de 1% na especificidade e na acurácia.

Esse algoritmo foi implementado utilizando um algoritmo de otimização baseado em formigas para detecção da área de provável isquemia e apresenta um tempo de execução de 1 minuto e 5 segundos para o processamento do conjunto de imagens (20) de um paciente.

7.6 – Discussão

Os melhores resultados obtidos para a detecção de AVCi e AVCh agudo/subagudo foram os apresentados pelos algoritmos baseados na segmentação utilizando ACO para a determinação dessas áreas. Na detecção do AVCh esse algoritmo de melhor desempenho apresenta uma acurácia média de detecção por paciente de 100%, por corte de 99,99% e por *pixel* de 99,97%, e no algoritmo de detecção do AVCi houve uma acurácia média na detecção por paciente de 88%, por corte de 98,03% e por *pixels* de 99,97%.

Esses valores de acurácia média obtidos quando comparados a outros trabalhos como o de Gillebert *et al.* (2014) que apresenta uma acurácia, entre a área delimitada manual e automaticamente, variando de 52 a 89% são bem superiores. Apesar dos dois algoritmos apresentarem uma sensibilidade baixa, principalmente em relação a detecção por *pixel*, para o da detecção do AVCh um valor de 34,94% e para o da detecção de AVCi um valor de 12,57%.

Para os algoritmos de detecção de AVCi agudo/subagudo foram processadas diversos pacientes que possuem lesões crônicas no tecido cerebral, apresentando perda encefálica, ou seja, áreas de lesões mais hipodensas do que a isquemia aguda/subaguda, e essas lesões não foram detectados por nenhum dos três algoritmos implementados, diferente dos problemas relatados nos trabalhos de Tyan *et al.* (2014), de fer (n.d.) e de Gillebert *et al.* (2014).

Os piores resultados foram os obtidos pelo algoritmo de detecção de AVCi utilizando limiarização, apresentando uma sensibilidade de identificação por paciente de 54,54% relativamente baixa em relação ao trabalho de Ostrek *et al.* (2016) que apresenta uma sensibilidade de 64,2%. Porém em relação ao mesmo trabalho, possui valores de especificidade e acurácia superiores, de 85,77% e 84,4%, respectivamente, enquanto em Ostrek *et al.* (2016) há uma especificidade de 82,6% e uma acurácia de 75%.

A sensibilidade de detecção do AVCi por pacientes para os algoritmos utilizando ACO para detecção ventricular e para detecção do AVCi é de 72,72%, maior do que os valores de sensibilidade encontrados nos trabalhos de Ostrek *et al.* (2016) e Przelaskowski *et al.* (2007) que apresentam uma sensibilidade de 64,2% e 56,3%, respectivamente. Porém essa sensibilidade é menor do que a encontrada em Takahashi *et al.* (2012) que é de 89,7%.

Uma vantagem de todos os algoritmos desenvolvidos e implementados é que a detecção não depende de modelos de comparação, assim fatores como o formato do cérebro não interferem na detecção das patologias, como ocorre nos trabalhos de Gan *et al.* (2014) e Gillebert *et al.* (2014).

Para a realização do processamento dos algoritmos é importante realçar que houve o processamento de todas as imagens dos cortes dos pacientes da base de dados e foram utilizados pacientes que apresentavam patologias diversas, diferente de fer (n.d.), em que se obtém uma sensibilidade de 77%, porém são processadas apenas as imagens que apresentavam o AVCi demarcados.

A detecção dos ventrículos, da substância branca e da substância cinzenta no trabalho de Gupta *et al.* (2010) obteve resultados em relação a sensibilidade e a especificidade todos maiores do que 92,8%. Assim a detecção dessas estruturas em imagens de TC sem contraste ocorreu de modo muito preciso e com uma acurácia elevada, porém o processamento de 30 cortes de um paciente foi realizado em 5 minutos. Todos os algoritmos desenvolvidos possuíam uma etapa de identificação de ventrículos e ainda um processamento para detecção dos dois tipos de AVC e o tempo de qualquer um deles não superou 1 minuto e 15 segundos para o processamento de 22 imagens.

Como esse trabalho utiliza a técnica de segmentação utilizando ACO de forma inovadora para a detecção de AVCi e AVCh não existem outras literaturas muito semelhantes que realizem esse tipo de aplicação. Porém no trabalho de Soleimani & Vincheh (2013) a segmentação de imagens utilizando ACO é utilizada para realizar a segmentação de tumores em imagens de RM, nesse trabalho não há resultados estatísticos, como a sensibilidade e a especificidade. Entretanto, um dos resultados obtidos descritos foi o do tempo de processamento entre 2 a 5 minutos por imagem. Dessa forma, os tempos de processamento total para 22 imagens em todos os algoritmos implementados não superou 1 minuto e 15 segundos.

Neste trabalho foram desenvolvidos cinco algoritmos para a detecção de acidente vascular cerebral agudo/subagudo, pois há a possibilidade de com intervenção médica a partir da sua detecção reverter ou melhorar o quadro clínico do paciente. Dois desses algoritmos foram idealizados para a detecção de áreas de hemorragia, ou seja, a detecção de AVCh, um deles é baseado em técnicas de limiarização, enquanto o outro algoritmo realiza essa detecção a partir das informações do algoritmo de otimização das colônias de formigas.

Os outros três algoritmos foram utilizados para a detecção de áreas de isquemia, de AVCi agudo/subagudo, a detecção desse tipo de patologia na fase em que se pretende realizar a detecção é difícil até para médicos especialistas em radiologia com muita experiência, pois as mudanças nas imagens são extremamente sutis.

Os algoritmos para a detecção de AVCi agudo/subagudo foram baseados em limiarizações, no ACO para a detecção do ventrículo cerebral e no ACO para detecção da área de isquemia.

O objetivo geral do trabalho foi atingido, pois os cinco algoritmos desenvolvidos conseguiram detectar as patologias que foram predefinidas para que eles detectassem, visando um algoritmo com baixo tempo de processamento, cabendo ressaltar que todas as detecções propostas não necessitam de nenhuma intervenção humana. O processamento é realizado em 3 segundos para 22 imagens de cortes de um paciente no algoritmo de detecção de AVCh utilizando limiarização, em 1 minuto e 15 segundos para as mesmas 22 imagens no algoritmo de detecção do AVCh utilizando ACO, em 4 segundos para o processamento de 20 imagens de cortes para detecção de AVCi utilizando limiarização, e 1 minuto e 5 segundos para o processamento dessas mesmas 20 imagens para o algoritmo da detecção ventricular utilizando ACO e para o algoritmo da detecção de AVCi utilizando ACO. Assim, o processamento foi realizado em um curto intervalo de tempo, em relação ao tempo total de realização do exame de TC de crânio que é em média de 15 a 30 minutos.

Um dos objetivos desse trabalho era a possibilidade desse algoritmo ser embarcado e usado em serviços de saúde não especializados em radiologia para auxiliar o diagnóstico dessa patologia, a fim de acelerar esse diagnóstico, tornando possível uma intervenção terapêutica mais rápida.

Apesar de técnicas de segmentação de imagens baseadas em algoritmos de otimização bioinspirados aumentarem a cada dia, a aplicação do algoritmo bioinspirado nas formigas utilizadas para segmentar regiões de hemorragia ou isquemia em imagens de TC é inovadora. E de acordo com os resultados obtidos, essa técnica mostrou-se eficaz, com um tempo de processamento inferior a 2 minutos para um conjunto de 22 imagens e ainda com resultados de detecção superiores a técnica de limiarização, sendo assim, adequadas para aplicação.

Como uma das motivações é a utilização desse algoritmo em serviços de saúde distantes dos grandes centros e não especializados em radiologia, então a detecção do paciente que possui a patologia seria a taxa estatística mais relevante nesse caso, pois o algoritmo seria utilizado para chamar atenção da pessoa que está prestando atendimento que aquele paciente pode estar com uma das patologias e ser encaminhado para um centro de referência o mais rápido possível. Dessa forma, as taxas das análises estatísticas volumétricas da lesão (por cortes) e da área em si acometida pela patologia (por *pixel*) seriam de menor interesse para esse objetivo.

Em termos de análise estatística dos resultados dos algoritmos, os dois algoritmos baseados no ACO para detecção da hemorragia e/ou isquemia foram os que obtiveram melhores resultados para as três análises por paciente, por corte e por *pixel*. Para a detecção do AVCh a sensibilidade, a especificidade e a acurácia foi de 100% para análise por pacientes; por cortes, apresenta uma sensibilidade de 51,8%, uma especificidade de 100% e uma acurácia de 97,85%; e por *pixel*, o algoritmo apresenta uma sensibilidade de 34,94%, uma especificidade de 99,99% e uma acurácia de 99,97%.

Para a detecção do AVCi o algoritmo apresenta uma sensibilidade de 72,72%, uma especificidade de 88,7% e uma acurácia de 88% para análise por pacientes; por cortes, apresenta uma sensibilidade de 27,27%, uma especificidade de 98,91% e uma acurácia de 98,03%; e por *pixel*, o algoritmo apresenta uma sensibilidade de 12,57%, uma especificidade de 99,99% e uma acurácia de 99,97%.

Apesar de ainda precisar de uma melhora significativa na detecção da área acometida pelas patologias estudadas, a utilização de limiarização e do algoritmo baseado nas formigas para detecção de patologias, segundo as análises realizadas neste trabalho mostram-se como uma técnica promissora.

8.1 – Sugestões para Trabalhos Futuros

As sugestões para trabalhos futuros estão elencadas a seguir.

1. Utilização de filtros para melhoria do contraste na imagem de TC para que as regiões de hemorragia e isquemia sejam melhores detectadas tanto por paciente como em seu volume e em sua área;
2. Construção de uma representação em 3D das regiões afetadas pelas patologias;

3. Implementação de um novo algoritmo baseado na detecção e exclusão da área periventricular utilizando limiarização e apenas a detecção do AVCi agudo/subagudo baseada no ACO;
4. Utilização de outras bases de dados para realização dos testes desses algoritmos, preferencialmente bases que apresentem uma incidência maior de casos de AVCi e AVCh agudo/subagudo, como em grandes grupos em setor de emergência hospitalar;
5. Realização de uma análise estatística em correlação com imagens de RM difusa que seriam utilizadas como padrão-ouro, obtendo as áreas de isquemia e hemorragia mais coerentes e fidedignas;
6. Utilização de novas funções de deposição de feromônio e *fitness* para analisar como seria o impacto dessas mudanças na detecção dessas patologias;
7. Integração da utilização de descritores de Haralick e das Redes Neurais com os algoritmos bioinspirados para detecção de regiões de AVCi e AVCh;
8. Análise da detecção das patologias pelos algoritmos desenvolvidos nos vários estágios de evolução das patologias, nas fases aguda, subaguda e crônica;
9. Realização a detecção de outras patologias cerebrais ou detectáveis em imagens de TC, modificando-se as funções de deposição de feromônio e *fitness*;
10. Estudo para integração direta entre os algoritmos desenvolvidos e o tomógrafo, embarcando os algoritmos desenvolvidos, com o objetivo de um processamento em tempo real durante a obtenção das imagens.

Referências Bibliográficas

- A. M. Khan, Ravi. S. 2013. Image Segmentation Methods: A Comparative Study. *International Journal of Soft Computing and Engineering*, **3**(4), 84–92.
- Akobeng, A. K. 2007. Understanding Diagnostic Tests 1: Sensitivity, Specificity and Predictive Values. *Acta Paediatrica*, **96**(3), 338–341.
- Ali, E. S., & Abd-Elazim, S. M. 2011. Bacteria Foraging Optimization Algorithm Based Load Frequency Controller for Interconnected Power System. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, **33**(3), 633–638.
- Alvarenga, A. V. 2011. Artificial Ant Colony: Features and Applications on Medical Image Segmentation. *Pages 96–101 of: 2011 Pan American Health Care Exchanges*. IEEE.
- Alves, M. F., Melcher, E. K., & Carvalho, L. C. 2005. A New Method for SPECT Myocardial Image Segmentation Based on Left Ventricular Spatial Information. *Pages 2469–2473 of: IFMBE Proc*, vol. 11.
- Association, National Electrical Manufacturers, & of Radiology, American College. 1998. *Digital imaging and communications in medicine (DICOM)*. National Electrical Manufacturers Association.
- Association, National Stroke. 2015a. *Ischemic Stroke*.
- Association, The American Heart. 2015b. *Ischemic Strokes (Clots)*.
- Astrup, J., Symon, L., Branston, N. M., & Lassen, N. A. 1977. Cortical Evoked Potential and Extracellular K⁺ and H⁺ at Critical Levels of Brain Ischemia. *Stroke*, **8**(1), 51–57.
- Bastos Filho, Carmelo JA, de Lima Neto, Fernando B, Lins, Anthony JCC, Nascimento, Antonio IS, & Lima, Marília P. 2008. A novel search algorithm based on fish school behavior. *Pages 2646–2651 of: Systems, Man and Cybernetics, 2008. SMC 2008. IEEE International Conference on*. IEEE.

- Beni, G. 1988. The Concept of Cellular Robotic System. *Pages 57–62 of: Proceedings in IEEE International Symposium on Intelligent Control*. IEEE.
- Binotto, A. P. D., Torres, M. S., Sachpazidis, I., Gomes, R., & Pereira, C. E. 2006. Telemed: Um Estudo de Caso de Tele-saúde Baseado em Imagens de Ultra-som. *Pages 1273–1277 of: X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde*.
- Bonabeau, E., Dorigo, M., & Theraulaz, G. 1999. *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*. Oxford university press.
- Bonabeau, E., Dorigo, M., & Theraulaz, G. 2000. Inspiration for Optimization from Social Insect Behaviour. *Nature*, **406**(6791), 39–42.
- Bose, A., & Mali, K. 2016. Fuzzy-based Artificial Bee Colony Optimization for Gray Image Segmentation. *Signal, Image and Video Processing*, 1–8.
- Brasil, Portal. 2012. População Deve Ficar Atenta aos Riscos do AVC. *Saúde: Portal Brasil*, 29 outubro.
- Brenner, D. J., & Hall, E. J. 2007. Computed Tomography An Increasing Source of Radiation Exposure. *The New England Journal of Medicine*, **357**, 2277–84.
- Brooks, R. A, Di Chiro, G., & Keller, M. R. 1980. Explanation of Cerebral White-Gray Contrast in Computed Tomography. *Journal of Computer Assisted Tomography*, **4**(4), 489–491.
- Carvalho, João José Freitas, Alves, Monique Bueno, Viana, Georgiana Álvares Andrade, Machado, Cícera Borges, dos Santos, Bento Fortunato Cardoso, Kanamura, Alberto Hideki, Lottenberg, Claudio Luiz, Neto, Miguel Cendoroglo, & Silva, Gisele Sampaio. 2011. Stroke Epidemiology, Patterns of Management, and Outcomes in Fortaleza, Brazil A Hospital-Based Multicenter Prospective Study. *Stroke*, **42**(12), 3341–3346.
- Castro, L. N. 2006. *Fundamentals of Natural Computing: Basic Concepts, Algorithms, and Applications*. CRC Press.
- Castro, L. N. 2007. Fundamentals of Natural Computing: An Overview. *Physics of Life Reviews*, **4**(1), 1–36.
- Castro, L. N., & Von Zuben, F. J. 2005. *Recent Developments in Biologically Inspired Computing*. Igi Global.
- Center, The Internet Stroke. 2015. *Ischemic Stroke*.
- Chan, T. 2007. Computer Aided Detection of Small Acute Intracranial Hemorrhage on Computer Tomography of Brain. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, **31**(4), 285–298.

- Chen, C. C., *et al.* 1977. Fast Boundary Detection: A Generalization and A New Algorithm. *IEEE Transactions on Computers*, **100**(10), 988–998.
- Chen, G. H., Yang, C. L., Po, L. M., & Xie, S. L. 2006. Edge-Based Structural Similarity for Image Quality Assessment. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*.
- Chialvo, D. R., & Millonas, M. M. 1995. How Swarms Build Cognitive Maps. *Pages 439–450 of: The biology and technology of intelligent autonomous agents*. Springer.
- Clunie, David A. 2000. *DICOM structured reporting*. PixelMed Publishing.
- Corne, D. W., Reynolds, A., & Bonabeau, E. 2012. Swarm Intelligence. *Pages 1599–1622 of: Handbook of Natural Computing*. Springer.
- Costa, W. C. A., Costa, S. L. N. C., Assis, F. M., & Aguiar-Neto, B. G. 2013. Classificação de Sinais de Vozes Saudáveis e Patológicas por meio da Combinação entre Medidas da Análise Dinâmica Não Linear e Codificação Preditiva Linear. *Revista Brasileira Engenharia Biomédica*, **29**(1), 3–14.
- Crawford, J. R., & Howell, D. C. 1998. Comparing an Individual's Test Score Against Norms Derived From Small Samples. *The Clinical Neuropsychologist*, **12**(4), 482–486.
- Crawford, J. R., Garthwaite, P. H., & Howell, D. C. 2009. On Comparing a Single Case With a Control Sample: An Alternative Perspective. *Neuropsychologia*, **47**(13), 2690–2695.
- da Saúde, Brasil: Portal. 2012. *AVC: governo alerta para principal causa de mortes*.
- Damasceno, B. P. 1999. Envelhecimento Cerebral. *Arquivos Neuropsiquiatria*, **57**(1), 78–83.
- Deneubourg, J. L., Aron, S., Goss, S., & Pasteels, J. M. 1990. The Self-Organizing Exploratory Pattern of The Argentine Ant. *Journal of Insect Behavior*, **3**(2), 159–168.
- Desikan, A., Crichton, S., Hoang, U., Barratt, B., Beevers, S. D., Kelly, F. J., & Wolfe, C. 2016. Effect of Exhaust-and Nonexhaust-Related Components of Particulate Matter on Long-Term Survival After Stroke. *Stroke*, 2916–2922.
- Dhanachandra, N., & Chanu, Y. J. 2017. A Survey on Image Segmentation Methods using Clustering Techniques. *European Journal of Engineering Research and Science*, **2**(1).
- Dhanachandra, N., Manglem, K., & Chanu, Y. J. 2015. Image Segmentation Using K-means Clustering Algorithm and Subtractive Clustering Algorithm. *Procedia Computer Science*, **54**, 764–771.
- Dixit, M., Upadhyay, N., & Silakari, S. 2015. An Exhaustive Survey on Nature Inspired Optimization Algorithms. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, **9**(4), 91–104.

- Djemame, S., Nekkache, M., & Batouche, M. 2009. A Multi-Agent System for Image Segmentation A Bio-Inpired Approach. *Page 17 of: Proceedings of the Third international conference on Innovation and Information and Communication Technology*. British Computer Society.
- Donnan, G. A, Fisher, M., Macleod, M., & Davis, S. M. 2008. *The Lancet*, **371**(9624), 1612–1623.
- Dorigo, M. 1992. Optimization, Learning and Natural Algorithms. *Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy*.
- Dorigo, M., & Stützle, T. 2009. Ant Colony Optimization: Overview and Recent Advances. *Techreport, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles*.
- Dorigo, M., & Stützle, T. 2010. Ant Colony Optimization: Overview and Recent Advances. *Pages 227–263 of: Handbook of metaheuristics*. Springer.
- Dorigo, M., Maniezzo, V., Coloni, A., & Maniezzo, V. 1991. Positive Feedback As A Search Strategy.
- Dorigo, M., Maniezzo, V., & Coloni, A. 1996. Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, **26**(1), 29–41.
- Dorigo, M., Birattari, M., & Stützle, T. 2006. Ant Colony Optimization. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, **1**(4), 28–39.
- Duncan, J. S., & Ayache, N. 2000. Medical Image Analysis: Progress Over Two Decades and the Challenges Ahead. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **22**(1), 85–106.
- Eberley, C. 2014. Leukoaraiosis A Hidden Cause Of Brain Aging. *Life*.
- Eusuff, M. M., & Lansey, K. E. 2001. Water Distribution Network Design Using the Shuffled Frog Leaping Algorithm. *Pages 1–8 of: World Water Congress*.
- Fieri, W. J., Levada, M. M. O., & Pivesso, M. S. G. 1997. *Apostamentos Teóricos de Citologia, Histologia e Embriologia*.
- Gan, J. G., Wang, Y. W., Su, J. L., & Chan, L. 2014. The Development of CAD System for Hemorrhagic Stroke in Computed Tomography Images. *Pages 1–4 of: IEEE International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (ISBB)*. IEEE.
- Gao, Wenshuo, Zhang, Xiaoguang, Yang, Lei, & Liu, Huizhong. 2010. An improved Sobel edge detection. *Pages 67–71 of: Computer Science and Information Technology (ICCSIT), 2010 3rd IEEE International Conference on*, vol. 5. IEEE.

- García, O. C., Triguero, F. H., & Stützle, T. 2002. A Review on the Ant Colony Optimization Metaheuristic: Basis, Models and New Trends. *Mathware & soft computing*, **9**(2), 2–3.
- Garey, M. R., & Johnson, D. S. 1979. A Guide to the Theory of NP-Completeness. *WH Freeman, New York*.
- Garib, D. G., Raymundo-Junior, R., Raymundo, M. V., Raymundo, D. V., & Ferreira, S. N. 2007. Tomografia Computadorizada de Feixe cônico (Cone beam): Entendendo este Novo Método de Diagnóstico por Imagem com Promissora Aplicabilidade na Ortodontia. *Revista Dental Press de Ortodontia e Ortopedia Facial*, **12**(2), 139–56.
- Gessele, R. 2007. *Busca de Imagem Baseada no Conteúdo: Aplicação em Imagens Médicas*.
- Gillebert, C. R., Humphreys, G. W., & Mantini, D. 2014. Automated delineation of stroke lesions using brain CT images. *NeuroImage: Clinical*, **4**, 540–548.
- Go, A. S., Mozaffarian, D., Roger, V. L., *et al.* 2014. Heart Disease and Stroke Statistics–2014 Update: A Report From the American Heart Association. *Circulation*, **129**(3), 138–163.
- Goldman, L. W. 2008. Principles of CT: multislice CT. *Journal of Nuclear Medicine Technology*, **36**(2), 57–68.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. 2010. *Processamento de Imagens Digitais*. 3 edn. São Paulo: Pearson Prentice Hall.
- Grassé, P. P. 1959. La Reconstruction Du Nid Et Les Coordinations Interindividuelles Chez *Bellicositermes natalensis* Et *Cubitermes* sp. La Théorie De La Stigmergie: Essai D'interprétation du Comportement Des Termites Constructeurs. *Insectes Sociaux*, **6**(1), 41–80.
- Grotta, J. C., Albers, G. W., Broderick, J. P., Kasner, S. E., Lo, E. H., Mendelow, A. D., Sacco, R. L., & Wong, L. K. S. 2016. 28 - Intracerebral Hemorrhage. *Pages 466 – 515 of: Stroke (Sixth Edition)*, sixth edition edn. London: Elsevier.
- Grueter, B. E., & Schulz, U. G. 2012. Age-Related Cerebral White Matter Disease (Leukoaraiosis): A Review. *Postgraduate Medical Journal*, **88**(1036), 79–87.
- Gupta, V., Ambrosius, W., Qian, G., Blazejewska, A., Kazmierski, R., Urbanik, A., & Nowinski, W. L. 2010. Automatic Segmentation of Cerebrospinal Fluid, White and Gray Matter in Unenhanced Computed Tomography Images. *Academic Radiology*, **17**(11), 1350–1358.
- Guralnik, D. B. 1974. *Webster's New World Dictionary Of The American Language*. Tech. rept. World publishing.

- Hachinski, V. C., Potter, P., & Merskey, H. 1987. Leuko-araiosis. *Archives of Neurology*, **44**(1), 21–23.
- Hair-Junior, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. 2009. *Análise Multivariada de Dados*. 6 edn. Porto Alegre: Bookman. p. 224-225. Título Original: *Multivariate Data Analysis*.
- Hancu, A., Rasanu, I., & Butoi, G. 2012. White Matter Changes in Cerebrovascular Disease: Leukoaraiosis. *Advances in Brain Imaging InTech*, 235–254.
- Haralick, R. M. 1983. Image Segmentation Survey. *Fundamentals in computer vision*, OD Faugeras, ed., Cambridge Univ. Press, Cambridge, 209–224.
- Hounsfield, G. N. 1980. Computed Medical Imaging. *Journal of Computer Assisted Tomography*, **4**(5), 665–674.
- Huang, P., Cao, H., & Luo, S. 2008. An artificial Ant Colonies Approach to Medical Image Segmentation. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **92**(3), 267–273.
- Hudyma, E., & Terlikowski, G. 2008. Computer-aided Detecting of Early Strokes and Its Evaluation on the Base of CT Images. *Pages 251–254 of: International Multiconference on Computer Science and Information Technology (IMCSIT)*. IEEE.
- James, K., & Russell, E. 1995. Particle Swarm Optimization. *Pages 1942–1948 of: Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*.
- Jaroš, M., Strakoš, P., Karásek, T., Říha, L., Vašatová, A., Jarošová, M., & Kozubek, T. 2017. Implementation of K-means Segmentation Algorithm on Intel Xeon Phi and GPU: Application in Medical Imaging. *Advances in Engineering Software*, **103**, 21–28.
- Jose, A., Ravi, S., & Sambath, M. 2014. Brain Tumor Segmentation Using K-means Clustering and Fuzzy C-means Algorithms and Its Area Calculation. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, **2**(3), 32–57.
- Junior, C. F. M. 2010. Radiologia Básica. *Rio de Janeiro, RJ: Revinter*.
- Karaboga, D. 2005. *An Idea Based On Honey Bee Swarm For Numerical Optimization*. Tech. rept. Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department.
- Khanmohammadi, S., Adibeig, N., & Shanehbandy, S. 2017. An Improved Overlapping K-means Clustering Method for Medical Applications. *Expert Systems with Applications*, **67**, 12–18.
- Kirsch, R. A. 1971. Computer Determination of the Constituent Structure of Biological Images. *Computers and Biomedical Research*, **4**(3), 315–328.

- Kloska, S. P., Nabavi, D. G., Gaus, C., Nam, E. M., Klotz, E., Ringelstein, E. B., & Heindel, W. 2004. Acute Stroke Assessment with CT: Do We Need Multimodal Evaluation? 1. *Radiology*, **233**(1), 79–86.
- Koculym, A., Huynh, T. J., Jakubovic, R., Zhang, L., & Aviv, R. I. 2013. CT Perfusion Spot Sign Improves Sensitivity for Prediction of Outcome Compared with CTA and Postcontrast CT. *American Journal of Neuroradiology*, **34**(5), 965–970.
- Latchaw, R. E., Alberts, M. J., Lev, M. H., Connors, J. J., *et al.* 2009. Recommendations for Imaging of Acute Ischemic Stroke A Scientific Statement From the American Heart Association. *Stroke*, **40**(11), 3646–3678.
- Liu, J., & Tsui, K. C. 2006. Toward Nature-Inspired Computing. *Communications of the ACM*, **49**(10), 59–64.
- Liu, R., Tan, C. L., Leong, T. Y., Lee, C. K., Pang, B. C., Lim, C. C. T., Tian, Q., Tang, S., & Zhang, Z. 2008. Hemorrhage Slices Detection in Brain CT Images. *Pages 1–4 of: ICPR*. Citeseer.
- Lou, M., Al-Hazzani, A., Goddeau, R. P., Novak, V., & Selim, M. 2010. Relationship Between White-Matter Hyperintensities and Hematoma Volume and Growth in Patients with Intracerebral Hemorrhage. *Stroke*, **41**(1), 34–40.
- Lyden, P. D., & Zivin, J. A. 1992. Hemorrhagic Transformation After Cerebral Ischemia: Mechanisms and Incidence. *Cerebrovascular and Brain Metabolism Reviews*, **5**(1), 1–16.
- Maboudi, M., Amini, J., Hahn, M., & Saati, M. 2017. Object-Based Road Extraction From Satellite Images Using Ant Colony Optimization. *International Journal of Remote Sensing*, **38**(1), 179–198.
- Malisia, A. R., & Tizhoosh, H. R. 2006. Image Thresholding Using Ant Colony Optimization. *Pages 26–26 of: The 3rd Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'06)*. IEEE.
- Millonas, M. M. 1992. *Swarms, Phase Transitions, and Collective Intelligence*. Tech. rept. Los Alamos National Lab., NM (United States).
- Mukhopadhyay, M. 2014. A Brief Survey on Bio Inspired Optimization Algorithms for Molecular Docking. *International Journal of Advances in Engineering & Technology*, **7**(3), 868.
- Mullen, R. J., Monekosso, D., Barman, S., & Remagnino, P. 2009. A Review of Ant Algorithms. *Expert Systems with Applications*, **36**(6), 9608–9617.
- Muñoz, X., Freixenet, J., Cufí, X., & Martí, J. 2003. Strategies for Image Segmentation Combining Region and Boundary Information. *Pattern Recognition Letters*, **24**(1), 375–392.
- Nagabhushana, S. 2005. *Computer Vision and Image Processing*. New Age International.

- Norrving, B., Davis, S. M., Feigin, V. L., Mensah, G. A., Sacco, R. L., & Varghese, C. 2015. Stroke Prevention Worldwide-What Could Make It Work. *Neuroepidemiology*, **45**(3), 215–220.
- Nowinski, W. L., Qian, G., & Hanley, D. F. 2014. A CAD System for Hemorrhagic Stroke. *The Neuroradiology Journal*, **27**(4), 409–416.
- O'Donnell, M. J., Xavier, D., Liu, L., Zhang, H., *et al.* 2010. Risk Factors for Ischaemic and Intracerebral Haemorrhagic Stroke in 22 Countries (the INTERSTROKE study): A Case-Control Study. *The Lancet*, **376**(9735), 112–123.
- Organization, World Health, *et al.* 2010. *Telemedicine: Opportunities and Developments in Member States. Report on the Second Global Survey on eHealth*. World Health Organization.
- Ostrek, G., Nowakowski, A., Jasionowska, M., Przelaskowski, A., & Szopiński, K. 2016. Stroke Tissue Pattern Recognition Based on CT Texture Analysis. *Pages 81–90 of: Proceedings of the 9th International Conference on Computer Recognition Systems CORES 2015*. Springer.
- Otsu, N. 1975. A Threshold Selection Method From Gray-Level Histograms. *Automatica*, **11**(285-296), 23–27.
- Papadimitriou, C. H. 2003. *Computational Complexity*. John Wiley and Sons Ltd.
- Passino, K. M. 2002. Biomimicry of Bacterial Foraging for Distributed Optimization and Control. *IEEE Control Systems*, **22**(3), 52–67.
- Patel, P., & Patel, M. 2016. Tumor Detection using Particle Swarm Optimization to Initialize Fuzzy C-Means. *International Journal for Scientific Research & Development*, **4**(3), 255–259.
- Pedrin, H., & Schwartz, W. R. 2007. *Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações*. Thomson Learning.
- Perron, A. 2008. How to Read a Head CT Scan. *Emergency Medicine*, **3**, 753–764.
- Pham, D. L., Xu, C., & Prince, J. L. 2000. Current Methods in Medical Image Segmentation. *Annual review of biomedical engineering*, **2**(1), 315–337.
- Poggesi, A., Gouw, A., Flier, W., *et al.* 2013. Cerebral White Matter Changes are Associated with Abnormalities on Neurological Examination in Non-Disabled Elderly: The LADIS Study. *Journal of Neurology*, **260**(4), 1014–1021.
- Przelaskowski, A., Sklinda, K., Bargieł, P., Walecki, J., Biesiadko-Matuszewska, M., & Kazubek, M. 2007. Improved Early Stroke Detection: Wavelet-Based Perception Enhancement of Computerized Tomography Exams. *Computers in Biology and Medicine*, **37**(4), 524–533.
- Queiroz, J. E. R., & Gomes, H. M. 2006. Introdução ao Processamento Digital de Imagens. *RITA*, **13**(2), 11–42.

- Raja, S. V. K., Khadir, A. S. A., & Ahamed, D. S. S. R. 2009. Moving Toward Region-Based Image Segmentation Techniques: A Study. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, **5**(13), 81–87.
- Rajini, N. H., & Bhavani, R. 2013. Computer Aided Detection of Ischemic Stroke Using Segmentation and Texture Features. *Measurement*, **46**(6), 1865–1874.
- Robinson, G. S. 1977. Edge Detection by Compass Gradient Masks. *Computer Graphics and Image Processing*, **6**(5), 492–501.
- Roth, G. A., Forouzanfar, M. H., Moran, A. E., Barber, R., Nguyen, G., Feigin, V. L., Naghavi, M., Mensah, G. A., & Murray, C. J. L. 2015. Demographic and Epidemiologic Drivers of Global Cardiovascular Mortality. *New England Journal of Medicine*, **372**(14), 1333–1341.
- Rozenberg, G., Bck, T., & Kok, J. N. 2011. *Handbook of Natural Computing*. Springer Publishing Company, Incorporated.
- Schenk, C., Wuerz, T., & Lerner, A. J. 2013. Small Vessel Disease and Memory Loss: What the Clinician Needs to Know to Preserve Patients Brain Health. *Current Cardiology Reports*, **15**(12), 1–12.
- Scuri, A. E. 1999. Fundamentos da Imagem Digital. *Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - Apostila*.
- Serapião, A. B. S. 2009. Fundamentos de Otimização por Inteligência de Enxames: Uma Visão Geral. *SBA: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automática*, **20**(3), 271–304.
- Silva, A. C. 2004. Algoritmos para Diagnostico Assistido de Nodulos Pulmonares Solitarios em Imagens de Tomografia Computadorizada. *Rio de Janeiro: PUC. Dissertação de Mestrado*.
- Silva, G. S., Gomes, D. L., & Massaro, A. R. 2005. Tratamento da Fase Aguda do Acidente Vascular Cerebral Isquêmico. *Revista Neurociências*, **13**(1), 39–49.
- Soille, P. 2013. *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*. Springer Science & Business Media.
- Soleimani, V., & Vincheh, F. H. 2013. Improving Ant Colony Optimization for Brain MRI Image Segmentation and Brain Tumor Diagnosis. *Pages 1–6 of: First Iranian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (PRIA)*. IEEE.
- Sonka, M., & Fitzpatrick, J. M. 2000. *Handbook of Medical Imaging*. SPIE- The international society for optical engineering.
- Stenning, D., Kashyap, V., Lee, T. C. M., Dyk, D. A., & Young, C. A. 2012. Morphological Image Analysis and Sunspot Classification. *Pages 329–342 of: Statistical Challenges in Modern Astronomy V*. Springer.

- Sumi, M. A. 2010. Empirical Evaluation of Suitable Segmentation Algorithms for IR Images. *In: International Journal of Computer Science Issues*. Citeseer.
- Takahashi, A., Bedregal, B. R. C., & Lyra, A. 2005. Uma Versão Intervalar do Método de Segmentação de Imagens Utilizando o K-means. *Trends in Applied and Computational Mathematics*, **6**(2), 315–324.
- Takahashi, N., Lee, Y., Tsai, D. Y., Kinoshita, T., Ouchi, N., & Ishii, K. 2012. Computer-Aided Detection Scheme for Identification of Hypoattenuation of Acute Stroke in Unenhanced CT. *Radiological Physics and Technology*, **5**(1), 98–104.
- Tan, T. L., Sim, K. S., & Chong, A. K. 2012. Contrast Enhancement of CT Brain Images for Detection of Ischemic Stroke. *Pages 385–388 of: International Conference on Biomedical Engineering (ICoBE)*. IEEE.
- Tian, Y., Luo, L., Mao, D., Wang, Z., Li, L., & Liang, J. 2017. Using Landsat Images to Quantify Different Human Threats to the Shuangtai Estuary Ramsar Site, China. *Ocean & Coastal Management*, **135**, 56–64.
- Tomura, N., Uemura, K., Inugami, A., Fujita, H., Higano, S., & Shishido, F. 1988. Early CT Finding in Cerebral Infarction: Obscuration of the Lenticular Nucleus. *Radiology*, **168**(2), 463–467.
- Tortora, G. J., & Derrickson, B. 2012. *Princípios de Anatomia e Fisiologia*. 12 edn. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan. p. 409-634 .
- Tyan, Y. S., Wu, M. C., Chin, C. L., Kuo, Y. L., Lee, M. S., & Chang, H. Y. 2014. Ischemic Stroke Detection System With a Computer-Aided Diagnostic Ability Using An Unsupervised Feature Perception Enhancement Method. *Journal of Biomedical Imaging*, **2014**, 19.
- Unger, E., Littlefield, J., & Gado, M. 1988. Water Content and Water Structure in CT and MR Signal Changes: Possible Influence in Detection of Early Stroke. *American Journal of Neuroradiology*, **9**(4), 687–691.
- Unger, E. C., Gado, M. H., Fulling, K. F., & Littlefield, J. L. 1987. Acute Cerebral Infarction in Monkeys: an Experimental Study Using MR Imaging. *Radiology*, **162**(3), 789–795.
- Varma, P. R. K., Kumari, V. V., & Kumar, S. S. 2016. Feature Selection Using Relative Fuzzy Entropy and Ant Colony Optimization Applied to Real-time Intrusion Detection System. *Procedia Computer Science*, **85**, 503–510.
- Velagapudi, V., O'Horo, J. C., Vellanki, A., Baker, S. P., Pidikiti, R., Stoff, J. S., & Tighe, D. A. 2017. Computer-Assisted Image Processing 12 Lead ECG Model to Diagnose Hyperkalemia. *Journal of Electrocardiology*, **50**(1), 131–138.

- Vu, D., González, R. G., & Schaefer, P. W. 2006. Conventional MRI and MR Angiography of Stroke. *Pages 115–137 of: Acute Ischemic Stroke*. Springer.
- Wardlaw, J. M. 2010. Neuroimaging in Acute Ischaemic Stroke: Insights Into Unanswered Questions of Pathophysiology. *Journal of Internal Medicine*, **267**(2), 172–190.
- Widmaier, E. P., Raff, H., & Strang, K. T. 2013. *Fisiologia Humana: Os Mecanismos das Funções Corporais*. 12 edn. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan.
- Yfantis, E. A., Nakakuni, M., & Ramos, E. Z. 2017. Low-Bandwidth Transmission Algorithm for Reliable Wireless Communication. *Pages 1–5 of: Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC), 2017 IEEE 7th Annual*. IEEE.
- Zhang, X., Ding, S., & Sun, T. 2016. Multi-Class LSTMSVM Based on Optimal Directed Acyclic Graph and Shuffled Frog Leaping Algorithm. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, **7**(2), 241–251.
- Zhao, X., Lee, M. E., & Kim, S. H. 2008. Improved Image Thresholding Using Ant Colony Optimization Algorithm. *Pages 210–215 of: International Conference on Advanced Language Processing and Web Information Technology (ALPIT)*. IEEE.

APÊNDICE